

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (GSTARI) PADA DATA
CURAH HUJAN**

SKRIPSI

oleh :

TSABITAH HANIN

105090507111006



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2014**

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (GSTARI) PADA DATA
CURAH HUJAN**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang statistika

oleh :
TSABITAH HANIN
105090507111006



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2014**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*
***AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (GSTARI)* PADA DATA**
CURAH HUJAN

oleh :
TSABITAH HANIN
105090507111006

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 25 Juni 2014
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang statistika

Mengetahui,

Dosen Pembimbing,

Dr. Ir. Atiek Iriany, MS
NIP. 196308091988022001

Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc
NIP. 19670971992031001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Tsabitah Hanin
NIM : 105090507111006
Jurusan : Statistika
Penulis Skripsi berjudul :

**PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME*
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (GSTARI) PADA DATA
CURAH HUJAN**

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Isi dari Skripsi ini saya buat adalah benar-benar karya sendiri tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 25 Juni 2014
Yang menyatakan,

(TSABITAH HANIN)
NIM. 105090507111006

PEMODELAN *GENERALIZED SPACE TIME* *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED* (GSTARI) PADA DATA CURAH HUJAN

ABSTRAK

Curah hujan sangat berpengaruh dalam bidang pertanian di wilayah Malang Raya karena dapat digunakan untuk memenuhi kebutuhan tanaman akan air. Hal ini menyebabkan pembudidayaan padi dan hortikultura sangat bergantung dengan kondisi alam. Pola tanam yang tidak sesuai dengan kondisi alam yang sedang terjadi akan mengakibatkan pertumbuhan dan hasil produksi tidak maksimal. Upaya yang dilakukan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah dengan mengetahui pola curah hujan melalui peramalan menggunakan model *Generalized Space Time Autoregressive Integrated* (GSTARI). Model GSTARI adalah model untuk data deret waktu tidak stasioner yang memiliki keterikatan antar lokasi dengan parameter yang tidak harus sama untuk dependensi waktu dan dependensi lokasi. Data yang digunakan adalah data bulanan curah hujan di Desa Bumiaji, Desa Pendem, Desa Ngujung, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar mulai dari bulan Januari 2001 sampai bulan Februari 2014. Pendugaan parameter dilakukan menggunakan metode kuadrat terkecil dan pembobotan seragam. Model GSTAR-I yang didapatkan adalah GSTAR-I $((1,2,3,12,24),(1))$ yang memenuhi asumsi *white noise* serta normal multivariat. Hasil peramalan curah hujan bulan Maret 2014 untuk Desa Bumiaji, Desa Ngujung, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar sesuai dengan keadaan curah hujan yang biasanya terjadi pada bulan tersebut yaitu mengalami penurunan dari bulan Februari 2014.

Kata Kunci: *Curah Hujan, Malang Raya, Tidak Stasioner, GSTARI*

MODELING GENERALIZED SPACE TIME AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (GSTARI) ON PRECIPITATION DATA

ABSTRACT

Precipitation is very influential in the subject of agriculture in Malang Raya since it can be used to fulfill for plants need for water. This led to the cultivation of paddy and horticulture quite dependent on natural conditions. Cropping patterns that do not conform to the natural conditions that is going to result in growth and production is not maximized. Efforts are being made to overcome these problems is to determine the pattern of precipitation forecasting by using Generalized Space Time Autoregressive Integrated (GSTARI) model. GSTARI model is a model for time series data which are not stationary that have the dependence locations between the parameter dependencies should be the same for the time and location dependencies. The researcher use monthly data of precipitation in Bumiaji Village, Pendem Village, Ngujung Village, Kedungrejo Village and Sekar Village starting from January 2011 until February 2014. Estimation of the parameters is using the method of least squares and uniform weighting. GSTARI, which is obtained GSTARI ((1,2,3,12,24),(1)) that fulfilled the assumption of white noise and multivariate normal. The result of precipitation forecasting of March 2014 in Bumiaji Village, Ngujung Village, Kedungrejo Village and Sekar Village accordance with state precipitation usually occurs in the month that is decrease from February 2014.

Keywords: Precipitation, Malang Raya, Not Stationary Model, GSTARI

KATA PENGANTAR

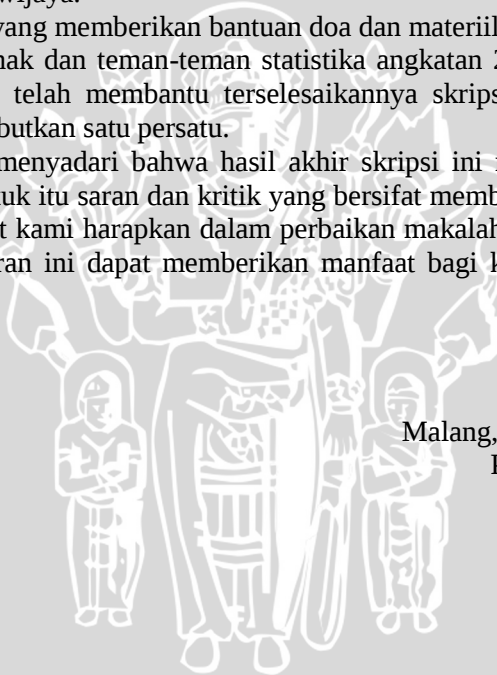
Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan rahmat, karunia dan hidayah-Nya kepada kami sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dalam rangka untuk memenuhi tugas akhir perkuliahan.

Penyusun menyadari bahwa dalam penyusunan laporan ini, telah banyak pihak-pihak yang membantu sehingga terselesainya skripsi. Untuk itu penyusun mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ibu Dr. Ir. Atiek Iriany, MS selaku Dosen Pembimbing Skripsi
2. Bapak Samingun Handoyo, S.Si, M.Cs selaku Dosen Penguji I
3. Ibu Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS selaku Dosen Penguji II
4. Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS selaku Ketua Program Studi Statistika Universitas Brawijaya.
5. Bapak dan Ibu yang memberikan bantuan doa dan materiil.
6. Serta semua pihak dan teman-teman statistika angkatan 2010, 2011 dan 2012 yang telah membantu terselesainya skripsi ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penyusun menyadari bahwa hasil akhir skripsi ini masih jauh dari sempurna. Untuk itu saran dan kritik yang bersifat membangun dari semua pihak sangat kami harapkan dalam perbaikan makalah ini. Akhir kata, semoga laporan ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Amin.

Malang, Juni 2014
Penulis



DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
LEMBAR PERNYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis <i>Time Series</i> (Deret Waktu)	5
2.2 <i>Univariate Time Series</i>	5
2.2.1 Stasioneritas <i>Univariate Time Series</i>	5
2.2.1.1 Stasioner terhadap Ragam	6
2.2.1.2 Stasioner terhadap Rata-rata	6
2.2.2 Fungsi Autokorelasi (ACF)	8
2.2.3 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	8
2.2.4 Uji Dickey Fuller	8
2.2.5 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)	9
2.3 <i>Multivariate Time Series</i>	11
2.3.1 <i>Matrix Autocorrelation Function</i> (MACF)	11
2.3.2 <i>Matrix Partial Autocorrelation Function</i> (MPACF)	12
2.4 Indeks Gini	12
2.5 Model <i>Vector Autoregressive</i> (VAR)	13
2.6 Model <i>Space-Time Autoregressive</i> (STAR)	14
2.7 Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) ..	15
2.8 Model Generalized Space Time Autoregressive Integrated (GSTARI)	16
2.8.1 Bobot Lokasi	17
2.8.2 Pendugaan Parameter	18

2.9 Uji Diagnostik Model GSTARI	20
2.9.1 Uji <i>White Noise</i>	20
2.9.2 Uji Normal Multivariat	20
2.10 Pemilihan Model Terbaik	21
2.11 Ketepatan Model	21
2.11.1 <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE)	21
2.11.2 Koefisien Determinasi (R^2)	22
2.12 Peramalan	22
2.13 Tinjauan Non Statistik	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	27
3.2 Metode Analisis Data	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 Deskripsi Data	31
4.1.1 Deskripsi Statistik	31
4.1.2 Plot Data	33
4.2 Indeks Gini	38
4.3 Korelasi Curah Hujan antar Desa	38
4.4 Stasioneritas Data Curah Hujan	39
4.4.1 Stasioner terhadap Ragam	40
4.4.2 Stasioner terhadap Rata-rata	40
4.5 Identifikasi Model	41
4.6 Penentuan Bobot Lokasi	42
4.7 Pendugaan Parameter	42
4.8 Pengujian Kelayakan Model	45
4.8.1 Uji <i>White Noise</i>	45
4.8.2 Uji Normal Multivariat	46
4.9 Pemeriksaan Ketepatan Model	46
4.9.1 <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE)	47
4.9.2 Koefisien Determinasi (R^2)	47
4.10 Peramalan	47
BAB V PENUTUP	
5.1 Kesimpulan	53
5.2 Saran	53
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN	59

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Tranformasi <i>Box-Cox</i>	6
Tabel 4.1 Deskripsi Statistik Curah Hujan di Lima Lokasi	31
Tabel 4.2 Korelasi Curah Hujan antar Desa	38
Tabel 4.3 Transformasi <i>Box-Cox</i>	40
Tabel 4.4 Skema MPACF Data Curah Hujan	41
Tabel 4.5 Nilai AIC untuk Pemilihan Orde Model	41
Tabel 4.6 Statistik Uji <i>Portmanteau</i>	45
Tabel 4.7 Peramalan Curah Hujan Bulan Maret 2014.....	48



DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 3.1 Diagram Alir Pemodelan GSTAR-I.....	29
Gambar 4.1 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Bumiaji	33
Gambar 4.2 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Pendem	34
Gambar 4.3 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Ngujung	35
Gambar 4.4 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Kedungrejo.....	36
Gambar 4.5 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Sekar	37
Gambar 4.6 Plot Sisaan	46



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 : Data Curah Hujan 5 Lokasi.....	59
Lampiran 2 : Peta Wilayah Penelitian	60
Lampiran 3 : Output Transformasi <i>Box-Cox</i>	61
Lampiran 4 : Plot ACF dan PACF	62
Lampiran 5 : Output Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i>	63
Lampiran 6 : Output <i>Differencing</i> Pertama	64
Lampiran 7 : Syntax SAS Proses VARMAX Curah Hujan Lima Lokasi	65
Lampiran 8 : Output SAS VARMAX	66
Lampiran 9 : <i>Source Code</i> R untuk Pendugaan Parameter	71
Lampiran 10 : Output R untuk Pendugaan Parameter	76
Lampiran 11 : Perhitungan Matriks Model GSTAR-I	79
Lampiran 12 : Makro Minitab Pengujian Normal Multivariat	81



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hujan merupakan salah satu indikator terjadinya perubahan iklim yang sangat berpengaruh dalam segala bidang, khususnya bidang pertanian. Curah hujan dapat digunakan untuk memenuhi kebutuhan tanaman akan air di mana air tersebut merupakan salah satu faktor pertumbuhan tanaman sehingga tanpa adanya curah hujan tanaman tidak bisa tumbuh dengan sempurna. Misalnya saja wilayah Malang Raya adalah salah satu daerah yang unggul dalam sektor pertanian dan perkebunan, bahkan sektor tersebut merupakan sektor andalan dalam perekonomian. Selain komoditi padi, komoditi hortikultura juga banyak dibudidayakan di daerah Malang Raya. Hampir setiap tahun produksi dari kedua komoditi tersebut mengalami peningkatan.

Pembudidayaan komoditi padi dan hortikultura ini tentu sangat bergantung pada kondisi alam, terutama curah hujan. Pola tanam yang tidak sesuai dengan kondisi alam yang sedang terjadi akan mengakibatkan pertumbuhan dan hasil produksi yang tidak maksimal. Upaya yang dapat dilakukan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah dengan mengetahui pola curah hujan dari waktu ke waktu melalui peramalan curah hujan untuk waktu yang akan datang. Sehingga dengan mengetahui pola dari curah hujan akan dapat membantu petani untuk mengatur pola tanam yang disesuaikan dengan kondisi alam atau curah hujan yang sedang dan akan terjadi.

Peramalan dapat dilakukan melalui pemodelan data. Menurut jumlah variabel yang digunakan, pemodelan *time series* dibagi menjadi dua jenis yaitu pemodelan univariat untuk data dengan satu variabel dan pemodelan multivariat untuk data yang memiliki variabel lebih dari satu. Pada tahun 1976, George Box dan Gwilym Jenkins mempelajari secara mendalam model ARIMA (Makridakis dkk., 1999). Model ARIMA ini digunakan untuk memodelkan data univariat *time series* yang memiliki korelasi antar waktu, sedangkan pemodelan multivariat salah satunya dapat menggunakan model VAR. Menurut Hannan (1970) dalam jurnal Borovkova dkk. (2008) menyatakan bahwa model VAR merupakan cara klasik untuk memodelkan data deret waktu dari lokasi terdekat yang cenderung terkait atau tergantung. Variabel yang digunakan dalam pemodelan VAR dapat berupa variabel lebih dari satu

lokasi ataupun bukan berkenaan dengan lokasi tetapi memiliki variabel lebih dari satu.

Ketika mengamati data tentang curah hujan, curah hujan pada suatu waktu tidak hanya mempunyai keterkaitan dengan curah hujan pada waktu-waktu sebelumnya, tetapi juga mempunyai keterkaitan antara curah hujan di lokasi lain yang saling berdekatan. Hal ini menunjukkan bahwa pemodelan curah hujan dapat dilakukan menggunakan pemodelan *time series* multivariate dan karena variabel yang digunakan berupa lokasi maka pemodelan curah hujan dilakukan menggunakan model khusus dari model VAR yaitu model *space time*. Menurut Cliff dan Ord (1973) model *Space Time Autoregressive* (STAR) dapat digunakan untuk memodelkan data yang mempunyai keterkaitan antara waktu dan lokasi, dengan kata lain model STAR memasukkan unsur *space time* juga dalam model, tetapi model STAR mempunyai asumsi bahwa karakteristik pada semua lokasi sama. Asumsi tersebut menyebabkan model STAR mempunyai kelemahan ketika digunakan untuk memodelkan data yang mempunyai karakteristik berbeda dari beberapa lokasi. Dalam kasus data dengan karakteristik berbeda dari beberapa lokasi ini model STAR sangat tidak cocok jika digunakan. Borovkova dkk. (2002) kemudian mengusulkan model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) untuk memodelkan data yang mempunyai karakteristik berbeda dari beberapa lokasi sebagai pengkhususan dari model STAR. Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) adalah model *space time* dengan parameter yang tidak harus sama untuk dependensi waktu dan dependensi lokasi.

Ada tiga tahap untuk memodelkan GSTAR, yaitu tahap identifikasi, pendugaan parameter dan uji diagnostik model. Pada tahap identifikasi dilakukan identifikasi model tentatif. Langkah awal yang harus dilakukan sebelum mengidentifikasi model tentatif pada pemodelan GSTAR adalah dengan memeriksa kestasioneritasan data. Dalam asumsi analisis deret waktu, proses dituntut stasioner. Tetapi pada kenyataannya banyak proses yang tidak stasioner. Menurut Cryer (1986), ide dasar dari stasioneritas adalah hukum probabilitas mengharuskan proses tidak berubah sepanjang waktu, dengan kata lain proses dalam keadaan setimbang secara statistik. Apabila data yang belum stasioner tidak distasionerkan akan membuat hasil pendugaan kurang tepat. Upaya yang dilakukan oleh para ahli untuk mengatasi ketidakstasioneritasan proses adalah dengan melakukan pembedaan tingkat pertama, kedua dan seterusnya. Proses pembedaan tersebut

dikenal dengan proses yang terintegrasi (*Integrated Processed*). Data stasioner yang didapatkan melalui proses *differencing* mempunyai hasil yang berbeda dengan data yang memang sudah stasioner dari awal. Secara otomatis pendugaan parameter untuk data yang stasioner melalui proses *differencing* apabila tidak memasukkan unsur *Integrated* dalam model juga akan mempunyai pendugaan parameter yang tidak tepat. Pendugaan parameter yang kurang tepat membuat pemodelan dan peramalan tidak bisa menggambarkan keadaan yang sebenarnya dari data. Artinya peramalan yang dilakukan menjadi tidak berguna. Berdasarkan permasalahan ini model GSTAR diperluas menjadi model *Generalized SpaceTime Autoregressive Integrated* (GSTAR-I), dimana dalam prosesnya proses perbedaan (*Integrated Processed*) ikut diperhitungkan.

Pembahasan dan penerapan dari model GSTAR-I masih sedikit dilakukan sehingga dalam penelitian ini akan dilakukan pemodelan dengan menggunakan model GSTAR-I yang merupakan model khusus dari model GSTAR dengan memasukkan unsur *Integrated* dalam proses sehingga model lebih spesifik dan lebih tepat digunakan untuk peramalan data curah hujan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, rumusan masalah yang akan dibahas adalah :

1. Bagaimana model GSTAR-I yang sesuai untuk memodelkan data curah hujan di wilayah Malang Raya?
2. Bagaimana hasil peramalan curah hujan di wilayah Malang Raya untuk satu bulan ke depan?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah :

1. Mendapatkan model GSTAR-I yang sesuai untuk memodelkan data curah hujan di wilayah Malang Raya.
2. Mendapatkan hasil peramalan curah hujan di wilayah Malang Raya untuk satu bulan ke depan.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang merupakan data curah hujan mulai dari tahun 2001 sampai 2014 yang diambil dari 5 stasiun pencatat hujan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Karangploso.
2. Pembobotan menggunakan bobot seragam.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Mengetahui model GSTAR-I yang sesuai untuk data curah hujan di wilayah Malang Raya.
2. Mengetahui peramalan curah hujan di wilayah Malang Raya untuk satu bulan ke depan.



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Time Series* (Deret Waktu)

Menurut Wei (2006), peramalan struktur kemungkinan keadaan yang akan terjadi di masa akan datang dalam rangka pengambilan keputusan dapat dilakukan dengan menggunakan salah satu prosedur statistika yaitu analisis deret waktu. Menurut Box dan Jenkins (1976), model deret waktu adalah suatu model runtun waktu dari suatu observasi di mana antar observasi tersebut saling berkorelasi. Analisis deret waktu pada dasarnya bertujuan untuk meramalkan kondisi dimasa yang akan datang dan mengetahui hubungan antar peubah (Makridakis dkk., 1999). Sedangkan menurut Cryer dan Chan (2008), analisis deret waktu memiliki tujuan untuk memahami mekanisme model stokastik dan untuk meramalkan nilai masa depan berdasarkan nilai-nilai sebelumnya atau faktor waktu lainnya yang terkait.

2.2 *Univariate Time Series*

Menurut Rosadi (2006), *univariate time series* adalah analisis *time series* di mana pengamatan dilakukan hanya pada satu variabel atau individu runtun waktu (*time series*). Identifikasi data *univariate time series* dapat dilakukan dengan melihat pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

2.2.1 Stasioneritas *Univariate Time Series*

Deret waktu yang stasioner adalah relatif tidak terjadi kenaikan ataupun penurunan nilai secara tajam pada data atau fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan (Wei, 2006). Untuk nilai rata-rata, kondisinya adalah bahwa data harus stasioner, suatu istilah yang berarti bahwa proses yang membangkitkan data tersebut berada dalam kesetimbangan di sekitar nilai yang konstan (nilai rata-rata yang mendasari) dan varian di sekitar nilai tengah tersebut tetap konstan selama waktu tertentu (Makridakis dkk., 1999).

Hal yang paling penting dalam kestasioneritasan adalah memperhatikan hubungan linear di antara variabel pada waktu berbeda (Fan and Qiwei, 2005).

2.2.1.1 Stasioner terhadap Ragam

Stasioner pada ragam apabila $Var(Z_t) = Var(Z_{t-k})$ untuk semua t dan k sehingga ragam konstan dari waktu ke waktu (Cryer dan Chan, 2008). Untuk melihat apakah data stasioner terhadap ragam atau tidak, maka kita dapat melihatnya melalui plot *Box-Cox*. Data yang tidak stasioner terhadap ragam dapat distasionerkan melalui transformasi. Bentuk transformasi data yang sudah stasioner terhadap ragam dapat dilakukan dengan transformasi *Box-Cox* yang dinyatakan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$g(z_t) = \begin{cases} \frac{z_t^\lambda - 1}{\lambda} & , \lambda \neq 0 \\ \log z & , \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

di mana :

$g(z_t)$ = data transformasi

z_t = pengamatan pada waktu t

λ = parameter transformasi

Nilai λ yang sering digunakan dalam transformasi adalah (Wei, 2006):

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox*

λ	Transformasi
-1	$1/z_t$
-0.5	$1/\sqrt{z_t}$
0	$\ln z_t$
0.5	$\sqrt{z_t}$
1	z_t (tidak ditransformasikan)

2.2.1.2 Stasioner terhadap Rata-Rata

Stasioner pada rata-rata apabila $E(Z_t) = E(Z_{t-k})$ untuk semua t dan k sehingga fungsi rata-rata konstan untuk semua waktu (Cryer dan Chan, 2008). Kestasioneran terhadap rata-rata dapat dilihat menggunakan plot ACF (*Autocorrelation Function*) atau menggunakan uji *Dickey Fuller*. Data yang tidak stasioner terhadap rata-rata dapat distasionerkan melalui proses *differencing*. *Differencing* adalah usaha untuk menstasionerkan data *time series* yang tidak stasioner terhadap rata-rata. Metode *differencing* atau metode *Box-Jenskin* dapat digunakan untuk menghilangkan trend dari data *time series* yang

nonstasioner. Proses *differencing* ini bisa dilakukan beberapa kali hingga diperoleh data yang stasioner. Proses ini disebut dengan *differencing* orde ke- d . Jika proses *differencing* dilakukan sebanyak satu kali maka disebut *differencing* dengan orde $d = 1$, bila dilakukan *differencing* sebanyak dua kali maka disebut *differencing* dengan orde $d = 2$ dan seterusnya (Rangkuti, 2005).

Differencing pertama dari Z_t dapat dituliskan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.2)$$

di mana :

- ∇ = pembeda (*differencing*)
- Z_t = nilai pengamatan pada waktu ke t
- Z_{t-1} = nilai pengamatan pada waktu ke $t - 1$

Apabila autokorelasi dari data yang dilakukan *differencing* pertama tidak mendekati nol sesudah lag kedua atau lag ketiga, hal ini menunjukkan bahwa stasioneritas tidak dicapai dan oleh karena itu hasil dari *differencing* pertama tersebut perlu dilakukan *differencing* kedua, langkahnya adalah sebagai berikut (Makridakis dkk., 1999):

$$\begin{aligned} \nabla^2 Z_t &= \nabla Z_t - \nabla Z_{t-1} \\ &= (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2}) \\ &= Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)Z_t \\ &= Z_t - 2BZ_t + B^2Z_t \\ &= (1 - B)^2 Z_t \end{aligned} \quad (2.3)$$

dengan:

$$\begin{aligned} \nabla^2 &= \textit{differencing} \text{ orde kedua} \\ BZ_t &= Z_{t-1} \end{aligned}$$

Tujuan dilakukan *differencing* adalah untuk mencapai stasioneritas. Secara umum *differencing* orde ke- d dapat ditulis sebagai berikut (Makridakis dkk., 1999) :

$$\nabla^d = (1 - B)^d Z_t \quad (2.4)$$

Sehingga dalam model umum ARIMA (p, d, q) differencing ini akan ditulis menjadi (Cryer dan Chan, 2008) :

$$\phi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(B)e_t \quad (2.5)$$

di mana:

$$(1 - B)^d Z_t = \text{Pembedaan (differencing) orde ke } d$$

$$e_t = \text{galat pada waktu } t$$

2.2.2 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Dalam analisis deret waktu *Autocorrelation Function* (ACF) mewakili korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh k waktu tertinggal. Nilai ACF didapatkan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)} \sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} \quad (2.6)$$

2.2.3 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) dalam analisis deret waktu digunakan untuk mengetahui hubungan antara Z_t dan Z_{t+k} setelah tidak adanya ketergantungan linier kedua pengamatan tersebut pada Z_{t+1} , Z_{t+2} , ... dan Z_{t+k-1} . Nilai PACF didapatkan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$P_k = \frac{\text{Cov}[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{\text{Var}(Z_t - \hat{Z}_t)} \sqrt{\text{Var}(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}} \quad (2.7)$$

2.2.4 Uji Dickey Fuller

Pengujian kestasioneran terhadap rata-rata menggunakan uji *Dickey Fuller* dilakukan dengan melihat ada atau tidaknya akar unit dalam peubah. Dalam suatu model AR(1):

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + e_t \quad (2.8)$$

dengan mengurangi Z_{t-1} pada kedua sisi, persamaan 2.8 menjadi :

$$\begin{aligned} Z_t - Z_{t-1} &= \phi Z_{t-1} - Z_{t-1} + e_t \\ \nabla Z_t &= (\phi - 1) Z_{t-1} + e_t \\ \nabla Z_t &= \phi^* Z_{t-1} + e_t \end{aligned} \quad (2.9)$$

Dari persamaan 2.9 dapat dibuat hipotesis :

$H_0 : \phi^* = 0$ data tidak stasioner terhadap rata-rata

$H_1 : \phi^* < 0$ data stasioner terhadap rata-rata

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$\tau = \frac{\hat{\phi}^*}{SE(\hat{\phi}^*)} \quad (2.10)$$

di mana :

$\hat{\phi}^*$ = nilai duga parameter (AR)

$SE(\hat{\phi}^*)$ = salah baku nilai duga parameter (AR)

$$SE(\hat{\phi}^*) = \frac{\sigma(\hat{\phi}^*)}{\sqrt{n}} \quad (2.11)$$

$\sigma(\hat{\phi}^*)$ = simpangan baku dari $\hat{\phi}^*$

n = banyak pengamatan

Nilai statistik uji τ dibandingkan dengan tabel *Dickey Fuller* dengan derajat bebas $n(\tau \sim \tau_{\alpha, n})$ dan tingkat kesalahan sebesar α . Terima H_0 jika nilai statistik uji lebih kecil dari nilai titik kritis atau nilai *p-value* lebih dari α . Tolak H_0 jika nilai statistik uji lebih dari nilai titik kritis atau nilai *p-value* kurang dari α .

2.2.5 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Ada dua parameter untuk menuliskan model time series, yaitu (Cryer dan Chan, 2008) :

1. Autoregressive (AR)

Pada tahun 1926 untuk pertama kali Yule memperkenalkan model *Autoregressive* (AR). Model tersebut kemudian dikembangkan oleh Walker pada tahun 1931 (Makridakis dkk., 1999). Proses *Autoregressive* sama seperti regresi terhadap dirinya sendiri dengan nilai bobot bukan nol. Proses AR orde p atau AR (p) dapat dituliskan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t \quad (2.12)$$

di mana :

$$\begin{aligned} Z_t &= \text{nilai pengamatan pada periode ke-}t \\ \phi_p &= \text{parameter } autoregressive \text{ ke-}p \\ e_t &= \text{galat pada waktu } t \end{aligned}$$

Nilai saat ini dari series Z_t adalah kombinasi linier dari nilai masa lalu sebanyak p ditambah dengan e_t yang merupakan gabungan dari nilai pada waktu t yang tidak dijelaskan oleh nilai masa lalu.

2. Moving Average (MA)

Model MA merupakan hasil dari belajar Slutsky (1937) mengenai efek *moving average* pada kejadian acak. Proses ini berguna untuk menggambarkan fenomena yang menghasilkan efek langsung yang hanya berlangsung dalam waktu singkat (Wei, 2006). Proses *Moving Average* (MA) adalah suatu proses dengan nilai bobot bukan nol. Proses MA orde q atau MA (q) dapat dituliskan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$Z_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.13)$$

di mana :

$$\begin{aligned} Z_t &= \text{nilai pengamatan pada periode ke-}t \\ \theta_q &= \text{parameter } moving \text{ average ke-}q \\ e_{t-q} &= \text{galat pada waktu } t - q \end{aligned}$$

Munculnya *Moving Average* (MA) berasal dari fakta bahwa Z_t diperoleh dengan menerapkan bobot $1, -\theta_1, -\theta_2, \dots, -\theta_q$ pada peubah $e_t, e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$ kemudian bobot berpindah dan menerapkannya pada $e_{t+1}, e_t, e_{t-1}, \dots, e_{t-q+1}$. Fungsi ACF dalam proses MA berhenti setelah lag q . Sifat tersebut penting digunakan untuk mengidentifikasi apakah suatu deret waktu merupakan proses MA.

Dari kedua parameter yaitu *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) tersebut oleh Wold kemudian dikembangkan menjadi proses kombinasi ARMA pada tahun 1938 (Makridakis dkk., 1999). Menurut Wei (2006) model ARMA dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} \\ - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Pada tahun 1976, George Box dan Gwilym Jenkins mempelajari secara mendalam model ARIMA (Makridakis dkk., 1999). *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model deret waktu yang tidak stasioner (Wei, 2006). Model ARIMA merupakan model gabungan dari model *Autoregressive* orde p dan model *Moving Average* orde q yang memiliki orde *difference* d yang mengikuti bentuk $W_t = \nabla^d Z_t$, di mana d yang digunakan adalah 1 atau paling banyak 2. Sehingga model ARIMA $(p, 1, q)$ dengan $\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1}$ dapat ditulis sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$\nabla Z_t = \phi_1 \nabla Z_{t-1} + \phi_2 \nabla Z_{t-2} + \dots + \phi_p \nabla Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.15)$$

atau

$$Z_t - Z_{t-1} = \phi_1 Z_{t-1} - Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-2} - Z_{t-3} + \dots + \phi_p Z_{t-p} - Z_{t-p-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.16)$$

2.3 Multivariate Time Series

Deret waktu multivariate adalah deret waktu yang terdiri dari pengamatan dari beberapa variabel (Wutsqa dan Suhartono, 2010).

2.3.1 Matrix Autocorrelation Function (MACF)

Fungsi matriks korelasi sampel sangat berguna dalam mengidentifikasi orde terbatas model *moving average* sebagai matriks korelasi adalah lag q tidak bernilai 0 untuk proses Vektor MA (q). Suatu vektor *time series* sebanyak n pengamatan $Z_1, Z_2, \dots$ dan Z_n maka fungsi matriks korelasi sampel dapat dihitung dengan cara sebagai berikut (Wei, 2006) :

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

di mana $\hat{\rho}_{ij}(k)$ adalah sampel *cross-correlation* dari komponen series ke- i dan ke- j , sehingga (Wei, 2006) :

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t+k} - \bar{Z}_j)}{[\sum_{t=1}^n (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^n (Z_{j,t} - \bar{Z}_j)^2]^{1/2}} \quad (2.17)$$

di mana :

$\bar{Z}_i$ dan $\bar{Z}_j$: rata-rata sampel dari komponen series yang sesuai.

2.3.2 Matrix Partial Autocorrelation Function (MPACF)

Fungsi matriks parsial korelasi merupakan suatu alat untuk mengidentifikasi orde AR. Didefinisikan korelasinya adalah korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} setelah hubungan ketidakbebasan linier pada variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots$ dan Z_{t+k-1} dihilangkan. Rumus untuk fungsi matriks parsial korelasi dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\phi_{kk} = \frac{\text{Cov}[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{\text{Var}(Z_t - \hat{Z}_t)} \sqrt{\text{Var}(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}} \quad (2.18)$$

di mana :

$\hat{Z}_t$ dan $\hat{Z}_{t+k}$ = penduga kuadrat tengah galat minimum regresi linear dari Z_t dan Z_{t+k} berdasarkan $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots$ dan Z_{t+k-1}

Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) mendefinisikan matriks parsial autoregresi pada lag s menjadi koefisien matriks terakhir ketika data digunakan untuk proses vektor autoregresi dari orde s .

2.4 Indeks Gini

Indeks gini adalah suatu uji yang digunakan untuk melihat keheterogenan lokasi. Hipotesis yang digunakan :

H_0 : Lokasi homogen

H_1 : Lokasi heterogen

Statistik uji :

$$G_n = 1 + \frac{1}{n} - \frac{2}{n^2 \bar{y}_i} \sum_{i=1}^N y_i \quad (2.19)$$

di mana :

y_i = nilai peubah yang diamati berdasar indeks sampel i

$\bar{y}_i$ = rata-rata nilai peubah yang diamati berdasar indeks sampel i

n = banyak sampel

N = banyak peubah yang diamati

Tolak H_0 jika indeks gini bernilai 1. Semakin tinggi nilai indeks gini maka semakin tinggi ketidakmerataan antar lokasi.

2.5 Model Vector Autoregressive (VAR)

Model Vector Autoregressive (VAR) pertama kali diperkenalkan oleh Christopher Sims pada tahun 1980. Model vektor *time series* digunakan untuk menggambarkan hubungan antara beberapa variabel *time series* (Wei, 2006). Menurut Hannan (1970) dalam jurnal Borovkova dkk. (2008) menyatakan bahwa model VAR merupakan cara klasik untuk memodelkan data deret waktu dari lokasi terdekat yang cenderung terkait atau tergantung. Model VAR hanya memuat parameter *autoregressive* orde p (Whutsqa dan Suhartono, 2010). Proses model Vektor *Autoregressive* (p) dapat dituliskan dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\mathbf{z}_t = \Phi_1 \mathbf{z}_{t-1} + \dots + \Phi_p \mathbf{z}_{t-p} + \mathbf{e}_t \quad (2.20)$$

di mana :

$\mathbf{z}_t$ = vector dari deret waktu multivariate yang dikoreksi oleh rata-rata pada waktu t

Φ_1 = matriks koefisien autoregresif polinomial berukuran $m \times m$

$\mathbf{e}_t$ = vektor galat yang *white noise*

Sebagai contoh model VAR (1) ditulis sebagai berikut :

$$\mathbf{z}_t = \Phi_1 \mathbf{z}_{t-1} + \mathbf{e}_t$$

Untuk $m = 2$ model VAR dapat ditulis :

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$Z_{1,t} = \phi_{11} Z_{1,t-1} + \phi_{12} Z_{2,t-2} + e_{1t}$$

$$Z_{2,t} = \phi_{21} Z_{1,t-1} + \phi_{22} Z_{2,t-2} + e_{2t}$$

2.6 Model Space-Time Autoregressive (STAR)

Model STAR adalah model yang menggabungkan interdependensi waktu dan lokasi. Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Cliff

(1976) dan Ord (1973). Menurut Ruchjana (2002) model STAR merupakan model *time series* autoregresif dari Box-Jenkins yang dikembangkan di beberapa lokasi secara simultan dan mempunyai karakteristik adanya ketergantungan lokasi dan waktu. Sedangkan menurut Griffith dan Heuvelink (2010) model STAR merupakan model yang menggambarkan variable Z yang bervariasi dalam ruang $s = (x,y)$ dan waktu (t) dalam beberapa mode bersama (x,y,t) . STAR memiliki parameter autoregresif dan spasial regresif yang sama untuk semua lokasi: $\phi_{kl}^{(1)} = \dots = \phi_{kl}^{(N)}, l = 0, 1$. Model STAR dari autoregresif orde p dan orde spasial $\lambda_1, \dots, \lambda_l$ atau $STAR(p, \lambda_1, \dots, \lambda_l)$ didefinisikan sebagai (Borovkova dkk., 2008) :

$$z_{(t)} = \sum_{k=1}^p [\Phi_{k0} W^{(0)} z_{(t-k)} + \Phi_{k1} W^{(1)} z_{(t-k)}] + e_{(t)} \quad (2.21)$$

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

di mana :

$z_{(t)}$ = vektor acak pada waktu t

Φ_{kl} = parameter *autoregressive* pada lag waktu k dan lag spasial l

$W^{(l)}$ = matriks pembobot $N \times N$ untuk lag spasial l

p = orde autoregresif

$e_{(t)}$ = galat acak pada waktu t

Model STAR (1_1) untuk lima lokasi dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_{1(t)} \\ Z_{2(t)} \\ Z_{3(t)} \\ Z_{4(t)} \\ Z_{5(t)} \end{bmatrix} = \phi_{10} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)} \\ Z_{2(t-1)} \\ Z_{3(t-1)} \\ Z_{4(t-1)} \\ Z_{5(t-1)} \end{bmatrix} + \phi_{11} \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & W_{13} & W_{14} & W_{15} \\ W_{21} & 0 & W_{23} & W_{24} & W_{25} \\ W_{31} & W_{32} & 0 & W_{34} & W_{35} \\ W_{41} & W_{42} & W_{43} & 0 & W_{45} \\ W_{51} & W_{52} & W_{53} & W_{54} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)} \\ Z_{2(t-1)} \\ Z_{3(t-1)} \\ Z_{4(t-1)} \\ Z_{5(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \\ e_5(t) \end{bmatrix}$$

Pada lag spasial nol tidak ada hubungan, sehingga bobot lokasi $W^{(0)} = I_N$, untuk orde spasial 1 atau di atasnya hanya mempunyai hubungan lokasi orde pertama atau orde di atasnya. Jadi untuk $l \geq 1$ bobot matriks harus memenuhi $w_{ii}^{(l)} = 0$. Akhirnya bobot biasa dinormalisasikan untuk dijumlahkan hingga berjumlah satu untuk setiap lokasi

$$\sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)} = 1 \quad \text{untuk setiap } i, j.$$

2.7 Model *Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR)*

Model GSTAR pertama kali diperkenalkan oleh Borovkova, Lopuha dan Ruchjana pada tahun 2002 dalam Wutsqa dkk. (2010). Model GSTAR adalah model yang lebih fleksibel sebagai generalisasi model STAR yang tidak mensyaratkan bahwa nilai-nilai parameter sama untuk semua lokasi (Wutsqa dkk., 2010). Model GSTAR($p, \lambda_1, \dots, \lambda_l$) dapat dituliskan sebagai berikut (Borovkova dkk., 2008) :

$$\mathbf{z}_{(t)} = \sum_{k=1}^p \left[\Phi_{k0} + \sum_{l=1}^{\lambda_s} \Phi_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \right] \mathbf{z}_{(t-k)} + \mathbf{e}_{(t)} \quad (2.22)$$

di mana :

- $\mathbf{z}_{(t)}$ = vektor acak berukuran $N \times 1$ pada waktu t
- λ_s = orde spasial ke- s dari bentuk autoregresif
- p = orde autoregresif
- Φ_{kl} = parameter autoregresif pada lag waktu k dan lag spasial l
- $\mathbf{W}^{(l)}$ = matriks pembobot berukuran $N \times N$ untuk lag spasial $l = 0, 1, \dots, \lambda_s$
- $\mathbf{e}_{(t)}$ = vektor galat berukuran $N \times 1$ bersifat *white noise* dan berdistribusi normal multivariat

Model GSTAR (1_1) untuk lima lokasi dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \\ Z_4(t) \\ Z_5(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{10}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{10}^3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{10}^4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{10}^5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \\ Z_4(t-1) \\ Z_5(t-1) \end{bmatrix} \\
 + \begin{bmatrix} \phi_{11}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{11}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{11}^3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi_{11}^4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{11}^5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & W_{13} & W_{14} & W_{15} \\ W_{21} & 0 & W_{23} & W_{24} & W_{25} \\ W_{31} & W_{32} & 0 & W_{34} & W_{35} \\ W_{41} & W_{42} & W_{43} & 0 & W_{45} \\ W_{51} & W_{52} & W_{53} & W_{54} & 0 \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \\ Z_4(t-1) \\ Z_5(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \\ e_5(t) \end{bmatrix}$$

2.8 Model Generalized Space Time Autoregressive Integrated (GSTARI)

Model *Generalized Space Time Autoregressive Integrated* (GSTARI) merupakan model dengan parameter yang bervariasi menurut lokasi. Model GSTARI merupakan model perluasan dari model GSTAR yang digunakan pada data tidak stasioner. Model GSTARI diperkenalkan oleh Min dkk. (2010) dengan model dituliskan sebagai berikut :

$$z_{(t)}^* = \sum_{k=1}^p \left[\Phi_{k0} W^{(0)} + \sum_{l=1}^{\lambda_s} \Phi_{kl} W^{(l)} \right] z_{(t-k)}^* + e_{(t)} \quad (2.23)$$

di mana :

- $z_{(t)}^*$ = vektor dari lokasi N pada waktu ke-t
- λ_s = orde spasial ke- s dari bentuk autoregresif
- p = orde autoregresif
- $W^{(l)}$ = matriks pembobot berukuran N x N untuk spasial lag 1
- Φ_{kl} = parameter autoregresif pada lag waktu k dan lag spasial l
- $e_{(t)}$ = vektor galat berukuran N x 1 bersifat *white noise* dan berdistribusi normal multivariat

Model GSTAR-I (1_1) untuk lima lokasi dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_{1(t)}^* \\ Z_{2(t)}^* \\ Z_{3(t)}^* \\ Z_{4(t)}^* \\ Z_{5(t)}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \emptyset_{10}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \emptyset_{10}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \emptyset_{10}^3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \emptyset_{10}^4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \emptyset_{10}^5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)}^* \\ Z_{2(t-1)}^* \\ Z_{3(t-1)}^* \\ Z_{4(t-1)}^* \\ Z_{5(t-1)}^* \end{bmatrix} \\
 + \begin{bmatrix} \emptyset_{11}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \emptyset_{11}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \emptyset_{11}^3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \emptyset_{11}^4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \emptyset_{11}^5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & W_{13} & W_{14} & W_{15} \\ W_{21} & 0 & W_{23} & W_{24} & W_{25} \\ W_{31} & W_{32} & 0 & W_{34} & W_{35} \\ W_{41} & W_{42} & W_{43} & 0 & W_{45} \\ W_{51} & W_{52} & W_{53} & W_{54} & 0 \end{bmatrix} \\
 \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)}^* \\ Z_{2(t-1)}^* \\ Z_{3(t-1)}^* \\ Z_{4(t-1)}^* \\ Z_{5(t-1)}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \\ e_5(t) \end{bmatrix}$$

2.8.1 Bobot Lokasi

Menurut Suhartono dan Atok (2006) terdapat beberapa cara untuk menentukan bobot lokasi pada model GSTARI, salah satunya adalah dengan menggunakan bobot seragam. Bobot ini umumnya digunakan untuk model *space time*. Penggunaan dari bobot seragam bersifat sederhana dan mudah ditentukan. Bobot 2 lokasi i dan j untuk lag spasial 1 dinyatakan sebagai berikut (Ruchjana, 2002) :

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_i^{(1)}} & , i \text{ dan } j \text{ berada pada lag spasial 1} \\ 0 & , \text{selainnya} \end{cases} \quad (2.24)$$

di mana :

$n_i^{(1)}$ = banyak tetangga terdekat di sekitar lokasi i pada spasial lag 1

Sebagai contoh matriks bobot seragam untuk lima lokasi adalah:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix}$$

2.8.2 Pendugaan Parameter

Model GSTARI memiliki langkah pendugaan parameter yang sama dengan model GSTAR, hanya saja berbeda pada nilai $\mathbf{z}$ yang digunakan dalam tahap penentuan orde autoregresif. Pada tahap penentuan orde autoregresif nilai $\mathbf{z}$ yang digunakan adalah nilai $\mathbf{z}$ yang mengandung unsur *differencing* yaitu $\mathbf{z}_t - \mathbf{z}_{t-1}$.

Model GSTAR dapat direpresentasikan sebagai model linier dan parameter autoregresifnya dapat diduga menggunakan metode kuadrat terkecil (Borovkova dkk., 2008). Berdasarkan model GSTAR-I pada persamaan 2.18 dapat ditulis menjadi bentuk linier sebagai berikut :

$$Z_{i(t)}^* = \phi_{0i} w_{ii}^{(l)} Z_{i(t-k)}^* + \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^{\lambda_s} \phi_{kl} \left(w_{i1}^{(l)} Z_{1(t-k)}^* + w_{i2}^{(l)} Z_{2(t-k)}^* + \dots + w_{iN}^{(l)} Z_{N(t-k)}^* \right) + e_{i(t)} \quad (2.25)$$

untuk $t = 0, 1, 2, \dots, T$ dan lokasi $i = 1, 2, \dots, N$. Persamaan 2.20 tersebut dapat dibentuk menjadi suatu matriks yang mengikuti model linier. Pendugaan parameter autoregresi dengan kuadrat terkecil dapat dilakukan dengan langkah sebagai berikut :

$$\mathbf{y}_i^* = \mathbf{X}_i^* \boldsymbol{\beta}_i + \mathbf{e}_i \quad (2.26)$$

di mana :

$$\mathbf{y}_i^* = \begin{bmatrix} Z_{i(1)}^* \\ Z_{i(2)}^* \\ \vdots \\ Z_{i(T)}^* \end{bmatrix}; \quad \mathbf{e}_i = \begin{bmatrix} e_{i(1)} \\ e_{i(2)} \\ \vdots \\ e_{i(T)} \end{bmatrix}$$

dan dengan memperhatikan bahwa :

$$\mathbf{V}_{i(t)}^* = \sum_{j=1}^N W_{ij} Z_{j(t)}^* \text{ dan } \mathbf{V}_{i(t)}^{0*} = Z_{j(t)}^* \quad (2.27)$$

Maka secara simultan matriks X untuk N lokasi adalah :

$$X^* = \begin{bmatrix} Z_{1(t-k)}^* & \mathbf{V}_{1(t-k)}^* & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_{2(t-k)}^* & \mathbf{V}_{2(t-k)}^* & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Z_{N(t-k)}^* & \mathbf{V}_{N(t-k)}^* \end{bmatrix}$$

dan matriks Y secara simultan adalah :

$$Y^* = \begin{bmatrix} Z_{1(1)}^* \\ \vdots \\ Z_{1(T)}^* \\ Z_{2(1)}^* \\ \vdots \\ Z_{2(T)}^* \\ \vdots \\ Z_{N(1)}^* \\ \vdots \\ Z_{N(T)}^* \end{bmatrix}$$

Sehingga β dapat diduga menggunakan:

$$\hat{\beta} = ((X^*)'X^*)^{-1}(X^*)'Y^* \quad (2.28)$$

2.9 Uji Diagnostik Model GSTARI

Pengujian diagnostik model digunakan untuk melihat kelayakan suatu model dengan cara memeriksa apakah suatu model memenuhi asumsi vektor galat bersifat *white noise* dan berdistribusi normal multivariate.

2.9.1 Uji White Noise

Asumsi *white noise* menyatakan bahwa galat dari masing-masing data saling bebas. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan

menggunakan uji *portmanteau* dengan hipotesis yang diberikan adalah (Wutsqa dkk., 2010) :

$$H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_m = 0$$

$$H_1 : \rho_1 = \dots = \rho_m \neq 0$$

di mana ρ adalah korelasi matriks vektor galat.

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut (Wutsqa dkk., 2010) :

$$Q_N(m) = T^2 \sum_{t=1}^m \frac{1}{T-t} \text{tr}(\hat{\Gamma}'_t \hat{\Gamma}_0^{-1} \hat{\Gamma}'_t \hat{\Gamma}_0^{-1}) \quad (2.29)$$

di mana :

$\hat{\Gamma}_t$ = matriks kovarian silang pada waktu t

N = banyak peubah (lokasi)

M = lag waktu ke- m

T = banyaknya pengamatan

Statistik uji Q mendekati sebaran *Chi-Kuadrat* dengan derajat bebas $N^2 m$. Jika $Q_N(m) < \chi^2_{N^2 m}$ atau $p\text{-value} > \alpha$ maka vektor galat bersifat *white noise*.

2.9.2 Uji Normal Multivariat

Pengujian normal multivariat dapat dilakukan dengan cara melihat q - q plot dari nilai. :

$$d_i^2 = (Z_i - \bar{Z}) \cdot S^{-1} (Z_i - \bar{Z}), i = 1, \dots, n \quad (2.30)$$

di mana :

$\bar{Z}$ = vektor rata-rata

S = matriks varian kovarian

Hasil pembentukan *scatter plot* dari d_i^2 dengan $q_i = \frac{i-1/2}{n}$ dimana $i = 1, \dots, n$ yang membentuk garis lurus dan lebih dari 50 % menggambarkan variabel Z_i berdistribusi normal multivariat.

2.10 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk memilih model terbaik dari beberapa model yang dinyatakan layak pada uji diagnostik. Pemilihan model dapat dilakukan menggunakan AIC. Pada suatu model

dikatakan baik apabila nilai AIC nya paling kecil. Berikut perhitungan nilai AIC (Wei, 2006):

$$AIC_p = \ln(|S(p)|) + \frac{2pm^2}{n} \quad (2.31)$$

di mana:

- m = banyaknya parameter yang diduga dalam model
- n = banyaknya pengamatan
- $S(p)$ = jumlah kuadrat sisaan
- p = orde model VAR

2.11 Ketepatan Model

2.11.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Ketepatan pemodelan dapat diukur menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE). RMSE mengukur perbedaan antara nilai prediksi dari model dengan nilai observasi sebenarnya. Nilai RMSE dapat dihitung dengan :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=1}^T (Z_{i(t)} - \hat{Z}_{i(t)})^2 \right)} \quad (2.32)$$

di mana :

- NT = banyak ramalan yang dilakukan
- $Z_{i(t)}$ = data aktual
- $\hat{Z}_{i(t)}$ = data hasil ramalan menggunakan model yang terbentuk

2.11.2 Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien determinasi menyatakan seberapa besar keragaman dari variabel Y yang dapat diterangkan oleh variabel X. R^2 dapat diperoleh menggunakan rumus sebagai berikut (Makridakis dkk., 1999) :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=1}^T (Z_{i(t)} - \bar{Z}_{i(t)})^2 \right)}{\sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=1}^T (Z_{i(t)} - \bar{Z}_{i(t)})^2 \right)} \quad (2.33)$$

di mana :

- $Z_{i(t)}$: Variabel tidak bebas ke i
 $\bar{Z}_{i(t)}$: Nilai tengah variabel Y
 $\hat{Z}_{i(t)}$: Nilai duga ke i dari suatu model

2.12 Peramalan

Peramalan dilakukan untuk memperkirakan apa yang akan terjadi di masa yang akan datang. Langkah dasar dalam peramalan adalah menentukan pola data yang diperlukan untuk menentukan metode peramalan yang sesuai (Sitepu, 2008). Model peramalan untuk model GSTAR-I dapat dilakukan menggunakan rumus (Min X, 2010) :

$$z_{(t+1)}^* = \sum_{k=1}^p \left[\Phi_{k0} W^{(0)} + \sum_{l=1}^{\lambda_s} \Phi_{kl} W^{(l)} \right] z_{(t+1-k)}^* + e_{(t+1)} \quad (2.34)$$

2.13 Tinjauan Non Statistik

Secara umum data diperoleh dari pengamatan yang dikumpulkan secara berurutan dari waktu ke waktu. Dalam meteorologi, kita mengamati tinggi dan rendah temperatur setiap hari, presipitasi tiap tahun dan indeks kekeringan, dan kecepatan angin tiap jam (Cryer dan Chan, 2008).

Menurut Triatmodjo (2006) hujan adalah titik-titik air yang jatuh dari awan melalui proses penguapan air yang ada di permukaan bumi kemudian mengalami kondensasi di atmosfer dan berubah menjadi titik-titik air. Menurut Seyhan (1990) hujan adalah tetesan air yang berasal dari kondensasi uap air di atmosfer. Ketika berada di udara air dapat berbentuk gas (uap air), zat cair (butir-butir air) dan kristal es. Butir-butir air dan kristal yang berukuran sangat halus dengan diameter sekitar 2 sampai 40 mikron tersebut mengumpul membentuk awan di udara. Terbentuknya awan merupakan hasil dari pendinginan (kondensasi dan sublimasi) dari udara basah yang mengandung uap air yang bergerak ke atas. Terjadinya proses pendinginan disebabkan karena ada penurunan suhu udara secara bertambahan ketinggian. Inti kondensasi yang dapat mempercepat proses pendinginan adalah partikel debu, garam dan es yang melayang di udara. Dengan demikian agar terjadi hujan massa udara harus mengandung cukup uap air dan massa udara harus naik ke atas sedemikian sehingga menjadi dingin (Triatmodjo, 2006).

Menurut Eagleson (1970) dalam Seyhan (1990) faktor-faktor yang menentukan jumlah rata-rata hujan di permukaan bumi dua diantaranya adalah sebagai berikut :

1. Garis lintang
2. Ketinggian tempat

Jumlah hujan dapat diukur menggunakan suatu alat penakar hujan yang dilakukan berdasarkan distribusi ruang dan waktu. Pengukuran hujan di beberapa lokasi pada daerah yang ditinjau dapat digunakan untuk mengetahui distribusi hujan dalam ruang, sedangkan pengukuran hujan sepanjang waktu dapat digunakan untuk mengetahui distribusi hujan dalam waktu. Jumlah hujan dianggap terdistribusi secara merata pada seluruh daerah tangkapan air yang dinyatakan dalam kedalaman air. Intensitas hujan merupakan jumlah curah hujan dalam satuan waktu yang dapat dinyatakan dalam mm/jam atau disebut dengan hujan jam-jaman, mm/hari disebut dengan hujan harian, mm/minggu disebut dengan hujan mingguan, mm/bulan disebut dengan hujan bulanan, mm/tahun disebut dengan hujan tahunan, dan lain sebagainya. Curah hujan tidak bertambah sebanding dengan waktu, artinya pada durasi waktu yang lebih lama penambahan curah hujan lebih kecil dibandingkan dengan penambahan waktu karena adanya kemungkinan hujan tersebut akan berkurang atau berhenti (Triatmodjo, 2006).

Intensitas hujan rata-rata adalah perbandingan antara kedalaman hujan dan durasi hujan, di mana durasi hujan itu sendiri adalah waktu yang dihitung dari saat hujan mulai turun sampai berhenti biasanya dinyatakan dalam jam. Intensitas hujan tergantung pada lokasi geografis dan iklim. Hal tersebut menyebabkan intensitas hujan bervariasi dalam ruang dan waktu (Triatmodjo, 2006).

Pengukuran hujan di Indonesia dilakukan oleh beberapa instansi yaitu Badan Meteorologi dan Geofisika (BMG), Dinas Pengairan Departemen Pekerjaan Umum, Dinas Pertanian dan beberapa instansi lain yang berkepentingan dengan hujan baik instansi pemerintah maupun swasta. Masing-masing instansi tersebut memiliki stasiun hujan sebanyak dua atau lebih yang berada pada jarak berdekatan dan dikelola sendiri. Hujan yang tercatat dari stasiun pengukuran dengan tempat terpencar dapat memberikan hasil pencatatan tidak sama untuk masing-masing stasiun (Triatmodjo, 2006).

Ada dua macam alat penakar hujan yaitu (Triatmodjo, 2006) :

1. Alat penakar hujan biasa

Alat ini terdiri dari corong dan botol penampung yang berada di dalam suatu tabung silinder dan ditempatkan di tempat terbuka yang terbebas dari pengaruh pohon-pohon dan gedung-gedung di sekitarnya.

Prosedur pengukuran kedalaman hujan adalah dengan mengukur volume air yang tertampung dalam tabung silinder dan luas corong.

2. Alat penakar hujan otomatis

Pengukuran oleh alat ini dilakukan secara kontinyu sehingga intensitas dan lama waktu hujan dapat diketahui. Jenis-jenis dari alat penakar hujan otomatis adalah :

a. Alat penakar hujan jenis pelampung

Prosedur pengukuran berdasarkan hujan yang jatuh masuk ke dalam tabung yang berisi pelampung. Ketika muka air di dalam tabung naik maka secara bersamaan pelampung bergerak ke atas dan sebuah pena yang dihubungkan dengan pelampung melalui suatu tali ikut bergerak. Gerakan dari pena memberi tanda pada kertas grafik yang digulung pada silinder yang berputar. Secara otomatis jika tabung sudah penuh seluruh air akan melimpas keluar melalui mekanisme sifon yang dihubungkan.

b. Alat penakar hujan jenis timba

Alat ini terdiri dari silinder penampung yang dilengkapi dengan corong dan sepasang timba penakar kecil yang ditempatkan di bawah corong. Setiap penerimaan curah hujan sebesar 0.25 mm oleh salah satu timba akan menyebabkan timba tersebut menjungkit dan menumpahkan isinya ke dalam tangki. Kejadian serupa akan terulang untuk timba lainnya. Dari gerakan timba tersebut suatu sirkuit listrik akan aktif dan menyebabkan pena pada lembaran kertas grafik yang dipasang pada suatu silinder bergerak dan berputar sesuai dengan perputaran jarum jam.

Hujan (*rain*) terdiri dari tetes-tetes air yang mempunyai diameter lebih besar dari 0.5 mm (0.02 inci). Curah hujan (*rainfall*) umumnya menunjukkan jumlah presipitasi air. Jumlah total hujan didistribusikan dalam waktu yang berurutan (biasanya 6 jam) sesuai dengan distribusi yang tercatat pada stasiun yang berdekatan. Bila hal ini telah dilakukan untuk masing-masing *Isohyet*, data yang memperlihatkan distribusi curah hujan rata-rata pada suatu daerah yang luasnya beraneka ragam menjadi tersedia. Walaupun bagian dari suatu catatan data hujan dapat memberikan kesan adanya suatu kecenderungan naik atau turun, tetapi biasanya ada kecenderungan untuk kembali ke nilai rata-ratanya; periode basah yang tidak normal cenderung akan diimbangi oleh periode kering. Keteraturan fluktuasi ini telah diselidiki berulang-ulang.

Curah hujan membantu dalam menentukan pembagian jenis tanaman hutan, semak, padang rumput, atau gurun. Setiap tanaman membutuhkan air yang berbeda-beda (Bayong, 2004). Pola curah hujan

musiman yang dalam banyak kasus dapat dikaitkan dengan sistem pertanian dan masalah pasokan air. Karakter curah hujan akan bervariasi tidak hanya dari satu tempat ke tempat tetapi dengan waktu di tempat tertentu.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

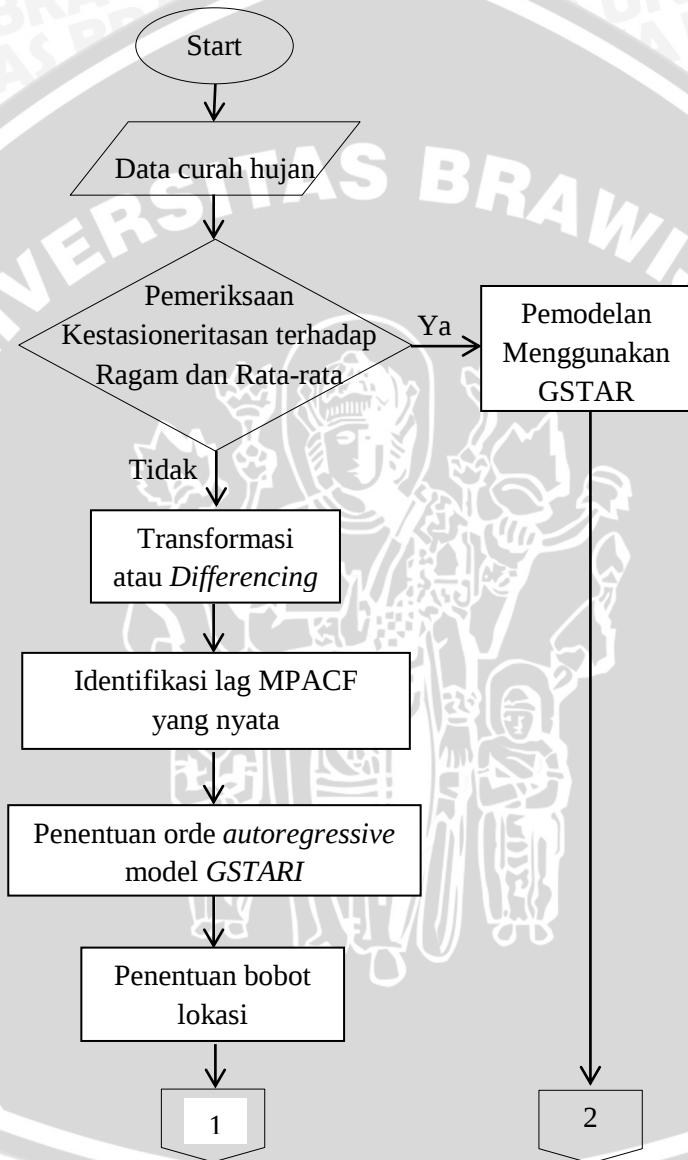
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder rata-rata curah hujan bulanan yang diambil dari 5 lokasi di Malang Raya, yaitu curah hujan Desa Bumiaji, Desa Pendem, Desa Ngujung yang berada di Kota Batu dan curah hujan Desa Kedungrejo, Desa Sekar yang berada di Kabupaten Malang milik Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) mulai dari bulan Januari tahun 2001 sampai bulan Februari tahun 2014.

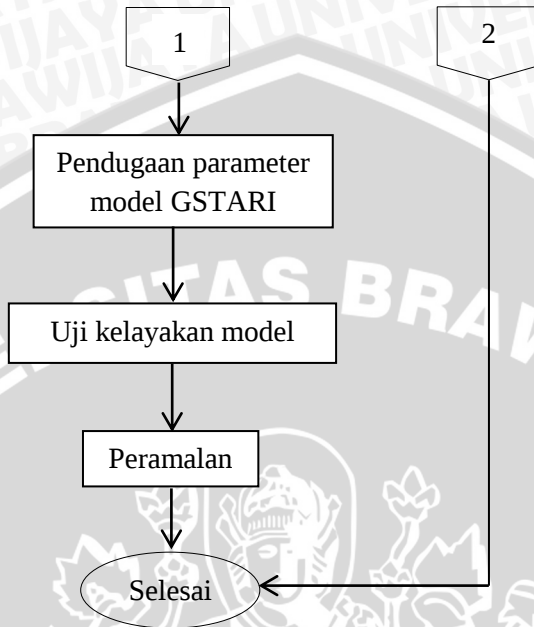
3.2 Metode Analisis Data

Pemodelan GSTAR-I dilakukan dengan menggunakan bantuan software SAS, *Eviews* 6.0, *Minitab* 14.0, *Microsoft Excel*. Langkah-langkah pemodelan adalah sebagai berikut :

1. Memeriksa kestasioneritasan data dengan melihat nilai *rounded value* pada plot *Box-Cox* untuk menguji kestasioneritasan dalam ragam dan menggunakan uji *Dickey Fuller* untuk menguji kestasioneritasan terhadap rata-rata. Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata maka data distasionerkan dengan cara *differencing* sedangkan apabila data tidak stasioner terhadap ragam maka data distasionerkan dengan cara transformasi *Box-Cox*.
2. Mengidentifikasi lag MPACF yang nyata sebagai orde autoregresif
3. Menentukan orde *autoregressive* model GSTAR-I
4. Menentukan bobot lokasi yang akan digunakan dalam pendugaan parameter model GSTARI
5. Menduga parameter model GSTARI
6. Melakukan uji kelayakan model dengan cara melihat apakah sisaan bersifat *white noise* dan menyebar normal multivariat
7. Melakukan peramalan curah hujan satu bulan ke depan menggunakan model GSTARI yang didapatkan

Langkah-langkah analisis digambarkan dalam diagram alir sebagai berikut :





Gambar 3.1 Diagram Alir Pemodelan GSTARI

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

Deskripsi data digunakan untuk mengetahui gambaran dari karakteristik data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Pada penelitian ini deskripsi data dilakukan menggunakan ukuran rata-rata, simpangan baku, minimum, maksimum dan plot data.

4.1.1 Deskripsi Statistik

Deskripsi statistik dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui karakteristik data meliputi rata-rata, simpangan baku, nilai minimum, dan nilai maksimum yang akan digunakan sebagai dasar untuk melakukan analisis selanjutnya. Hasil deskripsi statistik untuk kelima lokasi adalah sebagai berikut :

Tabel 4.1 Deskripsi Statistik Curah Hujan di Lima Lokasi

Lokasi	Rata-rata (mm)	Simpangan Baku (mm)	Minimum (mm)	Maximum (mm)
Bumiaji	4.457	4.405	0	17.903
Pendem	4.421	4.468	0	17.516
Ngujung	4.867	4.746	0	23.032
Kedungrejo	6.34	6.356	0	26.871
Sekar	8.133	7.571	0	27.29

Dalam Tabel 4.1 menunjukkan rata-rata banyaknya curah hujan di Desa Bumiaji adalah 4.457 mm dan simpangan baku sebesar 4.405 artinya ada sebagian curah hujan di beberapa bulan yang berbeda dengan curah hujan di bulan-bulan lainnya atau berbeda dari rata-ratanya dengan perbedaan sebesar 4.405 mm. Adanya perbedaan curah hujan ini dapat disebabkan karena pada bulan-bulan tertentu suhu dari Desa Bumiaji mengalami perubahan sehingga akan mempengaruhi penguapan air dan jumlah dari curah hujan. Rentang banyaknya curah hujan di Desa Bumiaji berkisar antara 0 mm sampai 17.903 artinya ketika musim kemarau ada beberapa bulan yang tidak terjadi hujan sama

sekali dan ketika musim penghujan jumlah curah hujan tertinggi sebesar 17.903 mm.

Rata-rata banyaknya curah hujan di Desa Pendem adalah 4.421 mm dan simpangan baku sebesar 4.468 artinya ada sebagian curah hujan di beberapa bulan yang berbeda dengan curah hujan di bulan-bulan lainnya atau berbeda dari rata-ratanya dengan perbedaan sebesar 4.468 mm. Adanya perbedaan curah hujan ini dapat disebabkan karena pada bulan-bulan tertentu suhu dari Desa Pendem juga mengalami perubahan sehingga akan mempengaruhi penguapan air dan jumlah dari curah hujan. Rentang banyaknya curah hujan di Desa Pendem berkisar antara 0 mm sampai 17.516 artinya ketika musim kemarau ada beberapa bulan yang tidak terjadi hujan sama sekali dan ketika musim penghujan jumlah curah hujan tertinggi sebesar 17.516 mm.

Rata-rata banyaknya curah hujan di Desa Ngujung adalah 4.867 mm dan simpangan baku sebesar 4.746 artinya ada sebagian curah hujan di beberapa bulan yang berbeda dengan curah hujan di bulan-bulan lainnya atau berbeda dari rata-ratanya dengan perbedaan sebesar 4.746 mm. Adanya perbedaan curah hujan ini dapat disebabkan karena pada bulan-bulan tertentu suhu dari Desa Ngujung juga mengalami perubahan sehingga akan mempengaruhi penguapan air dan jumlah dari curah hujan. Rentang banyaknya curah hujan di Desa Ngujung berkisar antara 0 mm sampai 23.032 artinya ketika musim kemarau ada beberapa bulan yang tidak terjadi hujan sama sekali dan ketika musim penghujan jumlah curah hujan tertinggi sebesar 23.032 mm.

Rata-rata banyaknya curah hujan di Desa Kedungrejo adalah 6.34 mm dan simpangan baku sebesar 6.356 artinya ada sebagian curah hujan di beberapa bulan yang berbeda dengan curah hujan di bulan-bulan lainnya atau berbeda dari rata-ratanya dengan perbedaan sebesar 6.356 mm. Adanya perbedaan curah hujan ini dapat disebabkan karena pada bulan-bulan tertentu suhu dari Desa Kedungrejo juga mengalami perubahan sehingga akan mempengaruhi penguapan air dan jumlah dari curah hujan. Rentang banyaknya curah hujan di Desa Kedungrejo berkisar antara 0 mm sampai 26.871 artinya ketika musim kemarau ada beberapa bulan yang tidak terjadi hujan sama sekali dan ketika musim penghujan jumlah curah hujan tertinggi sebesar 26.871 mm.

Rata-rata banyaknya curah hujan di Desa Sekar adalah 8.133 mm dan simpangan baku sebesar 7.571 artinya ada sebagian curah hujan di beberapa bulan yang berbeda dengan curah hujan di bulan-bulan lainnya atau berbeda dari rata-ratanya dengan perbedaan sebesar 7.571 mm. Adanya perbedaan curah hujan ini dapat disebabkan karena pada bulan-

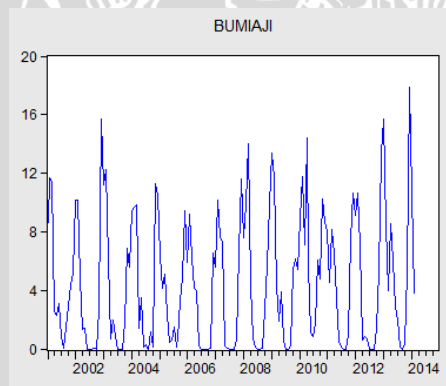
bulan tertentu suhu dari Desa Sekar juga mengalami perubahan sehingga akan mempengaruhi penguapan air dan jumlah dari curah hujan. Rentang banyaknya curah hujan di Desa Sekar berkisar antara 0 mm sampai 27.29 artinya ketika musim kemarau ada beberapa bulan yang tidak terjadi hujan sama sekali dan ketika musim penghujan jumlah curah hujan tertinggi sebesar 27.29 mm.

4.1.2 Plot Data

Sebelum dilakukan pemodelan, langkah awal yang dilakukan adalah membentuk plot rata-rata curah hujan untuk masing-masing lokasi, yaitu Desa Bumiaji, Desa Pendem, Desa Ngujung, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar. Plot data ini menggambarkan pola dari suatu data. Pembentukan plot data dilakukan dengan menggunakan bantuan *software eviws 6*.

1. Curah Hujan Desa Bumiaji

Data curah hujan Desa Bumiaji diambil dari pos pencatat curah hujan Temas yang terletak pada ketinggian 877 meter diatas permukaan laut dan berada di Kecamatan Batu, Kota Batu. Hasil plot rata-rata curah hujan adalah sebagai berikut :



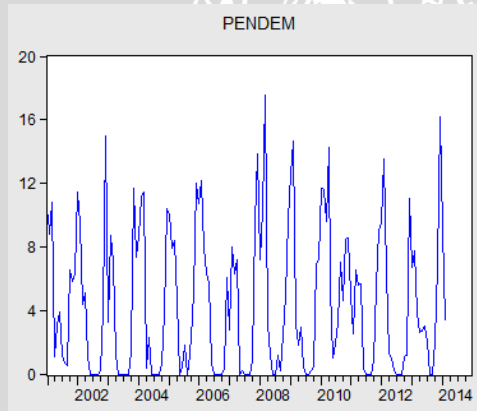
Gambar 4.1 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Bumiaji

Pada Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa rata-rata curah hujan di Desa Bumiaji mempunyai pola naik turun yang terulang setelah jangka waktu tertentu dengan perulangan dalam jangka waktu yang sama. Mulai dari tahun 2001 sampai tahun 2014 selalu terjadi penurunan curah hujan pada pertengahan tahun yaitu sekitar bulan Mei, Juni, Juli, Agustus dan September rata-rata banyaknya curah hujan hanya sebesar

0 mm, artinya tidak terjadi hujan sama sekali kecuali pada tahun 2010 curah hujan tidak sampai bernilai 0 mm yang berarti bahwa selalu terjadi hujan selama satu tahun meskipun pada pertengahan tahun intensitas hujan rendah. Hal ini terjadi karena bulan-bulan tersebut merupakan waktu terjadinya musim kemarau untuk Desa Bumiaji. Pada bulan Oktober sampai bulan April curah hujan mengalami peningkatan dengan intensitas curah hujan setiap bulan yang cukup besar. Hal ini terjadi karena pada bulan Oktober sampai bulan April merupakan waktu terjadinya musim penghujan untuk Desa Bumiaji.

2. Curah Hujan Desa Pendem

Data curah hujan Desa Pendem diambil dari pos pencatat curah hujan Pendem yang terletak pada ketinggian 856 meter diatas permukaan laut dan berada di Kecamatan Junrejo, Kota Batu. Hasil plot rata-rata curah hujan adalah sebagai berikut :



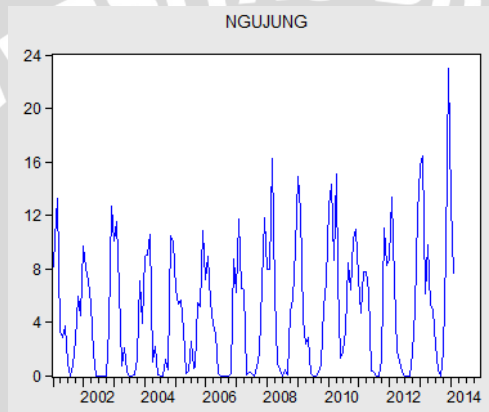
Gambar 4.2 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Pendem

Pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa rata-rata curah hujan di Desa Pendem mempunyai pola naik turun yang terulang setelah jangka waktu tertentu dengan perulangan dalam jangka waktu yang sama. Mulai dari tahun 2001 sampai tahun 2014 terjadi penurunan curah hujan pada pertengahan tahun yaitu sekitar bulan Juni, Juli, Agustus dan September rata-rata banyaknya curah hujan hanya sebesar 0 mm, artinya tidak terjadi hujan sama sekali kecuali pada tahun 2001 dan 2010 curah hujan tidak sampai bernilai 0 mm yang berarti bahwa selalu terjadi hujan selama satu tahun meskipun pada pertengahan tahun intensitas hujan rendah. Hal ini terjadi karena bulan-bulan tersebut merupakan waktu terjadinya musim kemarau untuk Desa Pendem. Pada bulan

Oktober sampai bulan Mei curah hujan mengalami peningkatan dengan intensitas curah hujan setiap bulan yang cukup besar. Hal ini terjadi karena pada bulan Oktober sampai bulan Mei merupakan waktu terjadinya musim penghujan untuk Desa Pendem.

3. Curah Hujan Desa Ngujung

Data curah hujan Desa Ngujung diambil dari pos pencatat curah hujan Ngujung yang terletak pada ketinggian 1136 meter diatas permukaan laut dan berada di Kecamatan Bumiaji, Kota Batu. Hasil plot rata-rata curah hujan adalah sebagai berikut :



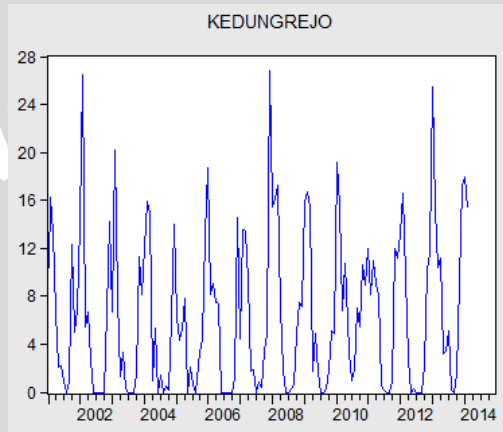
Gambar 4.3 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Ngujung

Pada Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa rata-rata curah hujan di Desa Ngujung mempunyai pola naik turun yang terulang setelah jangka waktu tertentu dengan perulangan dalam jangka waktu yang sama. Mulai dari tahun 2001 sampai tahun 2014 terjadi penurunan curah hujan pada pertengahan tahun yaitu sekitar bulan Juni, Juli, Agustus dan September rata-rata banyaknya curah hujan hanya sebesar 0 mm, artinya tidak terjadi hujan sama sekali kecuali pada tahun 2010 curah hujan tidak sampai bernilai 0 mm yang berarti bahwa selalu terjadi hujan selama satu tahun meskipun pada pertengahan tahun intensitas hujan rendah. Hal ini terjadi karena bulan-bulan tersebut merupakan waktu terjadinya musim kemarau untuk Desa Ngujung. Pada bulan Oktober sampai bulan Mei curah hujan mengalami peningkatan dengan intensitas curah hujan setiap bulan yang cukup besar. Hal ini terjadi karena pada

bulan Oktober sampai bulan Mei merupakan waktu terjadinya musim penghujan untuk Desa Ngujung.

4. Curah Hujan Desa Kedungrejo

Data curah hujan Desa Kedungrejo diambil dari pos pencatat curah hujan Kedungrejo yang terletak pada ketinggian 902 meter diatas permukaan laut dan berada di Kecamatan Ngantang, Kabupaten Malang. Hasil plot rata-rata curah hujan adalah sebagai berikut :

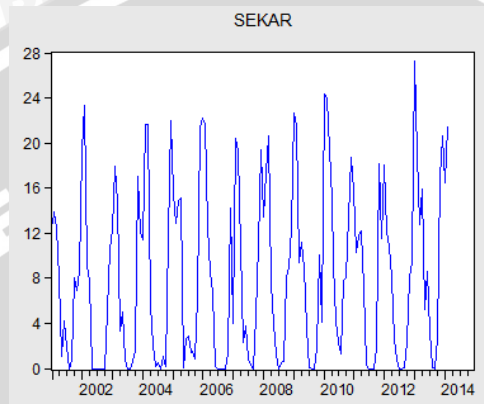


Gambar 4.4 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Kedungrejo

Pada Gambar 4.4 dapat dilihat bahwa rata-rata curah hujan di Desa Kedungrejo mempunyai pola naik turun yang terulang setelah jangka waktu tertentu dengan perulangan dalam jangka waktu yang sama. Mulai dari tahun 2001 sampai tahun 2014 terjadi penurunan curah hujan pada pertengahan tahun yaitu sekitar bulan Juni, Juli, Agustus dan September rata-rata banyaknya curah hujan hanya sebesar 0 mm, artinya tidak terjadi hujan sama sekali kecuali pada tahun 2010 curah hujan tidak sampai bernilai 0 mm yang berarti bahwa selalu terjadi hujan selama satu tahun meskipun pada pertengahan tahun intensitas hujan rendah. Hal ini terjadi karena bulan-bulan tersebut merupakan waktu terjadinya musim kemarau untuk Desa Kedungrejo. Pada bulan Oktober sampai bulan Mei curah hujan mengalami peningkatan dengan intensitas curah hujan setiap bulan yang cukup besar. Hal ini terjadi karena pada bulan Oktober sampai bulan Mei merupakan waktu terjadinya musim penghujan untuk Desa Kedungrejo.

5. Curah Hujan Desa Sekar

Data curah hujan Desa Sekar diambil dari pos pencatat curah hujan Sekar yang terletak pada ketinggian 682 meter diatas permukaan laut dan berada di Kecamatan Ngantang, Kabupaten Malang. Hasil plot rata-rata curah hujan adalah sebagai berikut :



Gambar 4.5 Plot Data Rata-rata Curah Hujan Desa Sekar

Pada Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa rata-rata curah hujan di Desa Sekar mempunyai pola naik turun yang terulang setelah jangka waktu tertentu dengan perulangan dalam jangka waktu yang sama. Mulai dari tahun 2001 sampai tahun 2014 terjadi penurunan curah hujan pada pertengahan tahun yaitu sekitar bulan Mei, Juni, Juli, Agustus dan September rata-rata banyaknya curah hujan hanya sebesar 0 mm, artinya tidak terjadi hujan sama sekali kecuali pada tahun 2010 curah hujan tidak sampai bernilai 0 mm yang berarti bahwa selalu terjadi hujan selama satu tahun meskipun pada pertengahan tahun intensitas hujan rendah. Hal ini terjadi karena bulan-bulan tersebut merupakan waktu terjadinya musim kemarau untuk Desa Sekar. Pada bulan Oktober sampai bulan April curah hujan mengalami peningkatan dengan intensitas curah hujan setiap bulan yang cukup besar. Hal ini terjadi karena pada bulan Oktober sampai bulan April merupakan waktu terjadinya musim penghujan untuk Desa Sekar.

4.2 Indeks Gini

Indeks gini digunakan untuk melihat keheterogenan suatu pengamatan. Semakin tinggi nilai indeks gini, antar lokasi juga akan

semakin heterogen. Perhitungan indeks gini untuk kelima lokasi pada penelitian ini adalah :

$$G_n = 1 + \frac{1}{n} - \frac{2}{n^2 \bar{y}_i} \sum_{i=1}^N y_i$$

$$= 1 + \frac{1}{156} - \frac{2}{156^2 \cdot 5.564} 4340.021$$

$$= 0.942$$

Berdasarkan hasil perhitungan indeks gini didapatkan nilai indeks gini yang tinggi yaitu 0.942, hal ini berarti bahwa antarlokasi heterogen sehingga pemodelan menggunakan model GSTARI dapat dilakukan.

4.3 Korelasi Curah Hujan antar Desa

Pemodelan GSTARI merupakan pemodelan yang dilakukan pada data yang mengalami keterikatan antar lokasi dan waktu. Keterikatan antar lokasi tersebut dapat diketahui melalui analisis korelasi. Pada penelitian ini analisis korelasi curah hujan antar desa dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* SPSS 16.0. Hasil analisis korelasi curah hujan antar desa adalah sebagai berikut :

Tabel 4.2 Korelasi Curah Hujan antar Desa

Correlations						
		Bumiaji	Pendem	Ngujung	Kedungrejo	Sekar
Bumiaji	Pearson Correlation	1	.898**	.955**	.869**	.860**
	Sig. (2-tailed)		.000	.000	.000	.000
	N	156	156	156	156	156
Pendem	Pearson Correlation	.898**	1	.893**	.836**	.863**
	Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.000
	N	156	156	156	156	156
Ngujung	Pearson Correlation	.955**	.893**	1	.857**	.872**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000		.000	.000
	N	156	156	156	156	156
Kedungrejo	Pearson Correlation	.869**	.836**	.857**	1	.895**

	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.000
	N	156	156	156	156	156
Sekar	Pearson Correlation	.860**	.863**	.872**	.895**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	
	N	156	156	156	156	156

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Berdasarkan Tabel 4.2 korelasi curah hujan antar Desa sangat tinggi dan signifikan, yaitu korelasi curah hujan antara Desa Bumiaji dan Desa Pendem sebesar 0.898 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Bumiaji dan Desa Ngujung sebesar 0.955 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Bumiaji dan Desa Kedungrejo sebesar 0.869 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Bumiaji dan Desa Sekar sebesar 0.860 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Pendem dan Desa Ngujung sebesar 0.893 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Pendem dan Desa Kedungrejo sebesar 0.836 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan Desa Pendem dan Desa Sekar sebesar 0.863 dengan signifikansi sebesar 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Ngujung dan Desa Kedungrejo sebesar 0.857 dengan signifikansi 0.00, korelasi curah hujan antara Desa Ngujung dan Desa Sekar sebesar 0.872 dengan signifikansi 0.00 dan korelasi curah hujan antara Desa Kedungrejo dan Desa Sekar sebesar 0.895 dengan signifikansi 0.00. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat keterikatan curah hujan yang kuat antar lokasi. Apabila dilihat dari letaknya seperti yang terlampir pada lampiran 2 di mana wilayah penelitian ditandai dengan garis merah, dalam peta tersebut lokasi kelima desa saling berdekatan sehingga curah hujan dari kelima desa juga saling mempengaruhi.

4.4 Stasioneritas Data Curah Hujan

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis deret waktu adalah data harus stasioner terhadap ragam dan rata-rata. Apabila suatu data belum memenuhi kestasioneran, maka data tersebut harus distasionerkan sebelum dilakukan analisis.

4.4.1 Stasioner terhadap Ragam

Kestasioneran terhadap ragam curah hujan untuk masing-masing desa dapat dilihat melalui plot *Box-Cox*. Pada penelitian ini plot *Box-Cox* didapatkan dengan bantuan *software minitab 14*. Hasil pemeriksaan kestasioneran terhadap ragam adalah sebagai berikut :

Tabel 4.3 Transformasi *Box-Cox*

Lokasi	λ	Transformasi I	
		Transformasi	λ
Bumiaji	0.21	$Z^{0.21}$	1.00
Pendem	0.18	$Z^{0.18}$	1.00
Ngujung	0.23	$Z^{0.23}$	1.00
Kedungrejo	0.22	$Z^{0.22}$	1.00
Sekar	0.24	$Z^{0.24}$	1.00

Berdasarkan Tabel 4.3 nilai λ awal untuk Desa Bumiaji, Desa Pendem, Desa Ngujung, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar belum bernilai 1. Hal ini berarti bahwa data belum stasioner terhadap ragam sehingga perlu dilakukan transformasi *Box-Cox*. Hasil transformasi *Box-Cox* I menunjukkan nilai $\lambda = 1$ yang berarti bahwa data telah stasioner dalam ragam dan transformasi dihentikan.

4.4.2 Stasioner terhadap Rata-rata

Kestasioneran terhadap rata-rata curah hujan untuk masing-masing desa dapat dilihat menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller*. Pada penelitian ini uji *Augmented Dickey Fuller* didapatkan dengan bantuan *software eviews 6*. Hasil pemeriksaan kestasioneran terhadap rata-rata dapat dilihat pada lampiran 5. Nilai *p-value* uji *Augmented Dickey Fuller* dari keempat Desa yaitu Desa Bumiaji, Desa Pendem, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar lebih dari nilai $\alpha = 0.05$. Hal ini berarti bahwa data belum stasioner terhadap rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing* untuk menstasionerkan. Hasil *differencing* pertama pada lampiran 6, *p-value* telah bernilai kurang dari $\alpha = 0.05$, artinya data sudah stasioner terhadap rata-rata.

4.5 Identifikasi Model

Identifikasi model digunakan untuk mencari orde autoregresif model GSTARI. Orde autoregresif ini didapatkan dari identifikasi lag MPACF yang nyata kemudian dari beberapa lag yang nyata tersebut dipilih yang terbaik menggunakan AIC. Lag yang mempunyai nilai AIC

terkecil akan digunakan sebagai orde autoregresif model GSTARI. Hasil skema MPACF adalah :

Tabel 4.4 Skema MPACF Data Curah Hujan

Schematic Representation of Partial Cross Correlations									
Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9
bumiaji	+	...+.							
pendem									
ngujung		...+.		+.....					
kedungrejo			...+.						
sekar	+...-								
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between									

Berdasarkan Tabel 4.4 menunjukkan bahwa terdapat lag MPACF yang nyata pada lag 1 sampai lag 7. Dari beberapa lag nyata tersebut kemudian dipilih salah satu dengan melihat nilai AIC terkecil, di mana hasil nilai AIC untuk lag yang nyata pada Tabel 4.3 berturut-turut adalah:

Tabel 4.5 Nilai AIC untuk Pemilihan Orde Model

Model	AIC
GSTAR (1)	9.518707
GSTAR (2)	9.247513
GSTAR (3)	9.152924
GSTAR (4)	9.20504
GSTAR (5)	9.237416
GSTAR (6)	9.288374
GSTAR (7)	9.324494

Tabel 4.5 menunjukkan nilai AIC pada GSTAR (3) mempunyai nilai terkecil sehingga model yang terpilih adalah model GSTARI orde 3. Tidak hanya melihat plot MPACF saja, ditinjau dari plot deret waktu univariat yaitu dari plot ACF dan PACF pada lampiran 5 mengindikasikan bahwa data mengandung musiman pada lag waktu 12 dan 24. Hal ini ditunjukkan oleh pola ACF dan PACF yang keluar dari batas pada lag 12 dan 24. Kondisi ini sesuai dengan kenyataan bahwa pola dari curah hujan misalnya saja untuk musim kemarau pada tahun sekarang akan berulang terjadi musim kemarau lagi pada tahun

berikutnya sehingga dapat dikatakan bahwa pola curah hujan merupakan pola tahunan. Begitu juga dengan musim penghujan yang terjadi pada tahun sekarang akan terulang kembali terjadi musim penghujan pada tahun berikutnya. Menurut Iriany dkk. (2013) model GSTAR dengan data mengandung musiman dapat dikembangkan dengan memasukkan unsur musiman yang keluar batas sehingga model GSTARI yang terbentuk adalah GSTARI ((1,2,3,12,24),(1)).

4.6 Penentuan Bobot Lokasi

Bobot lokasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah bobot lokasi seragam. Penggunaan bobot seragam ini walaupun penggunaannya sangat sederhana dan mudah tetapi tidak menutup kemungkinan akan menghasilkan model yang baik. Pada penelitian untuk lima lokasi nilai $n_i^{(1)}$ atau banyaknya lokasi yang berdekatan dengan lokasi i adalah 4 lokasi sehingga matriks bobot seragam sebagai berikut :

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix}$$

Pada diagonal utama diisi dengan nilai 0 karena pada diagonal utama berisi jarak dari suatu lokasi terhadap lokasi itu sendiri, sedangkan jarak untuk dua lokasi yang berbeda dianggap berjarak sama yaitu 0.25.

4.7 Pendugaan Parameter

Model GSTARI dapat direpresentasikan sebagai model linier dan parameter autoregresifnya diduga menggunakan metode kuadrat terkecil. Hasil dari pendugaan parameter terlampir pada Lampiran 10. Parameter yang sudah didapatkan dapat dibentuk menjadi model GSTARI sebagai berikut :

$$z_{1(t)}^* = [\Phi_{10}^1 + \Phi_{11}^1 W^{(1)}] z_{(t-1)}^* + \dots + [\Phi_{50}^1 + \Phi_{51}^1 W^{(1)}] z_{(t-24)}^* + e_{(t)}$$

$$z_{2(t)}^* = [\Phi_{10}^2 + \Phi_{11}^2 W^{(1)}] z_{(t-1)}^* + \dots + [\Phi_{50}^2 + \Phi_{51}^2 W^{(1)}] z_{(t-24)}^* + e_{(t)}$$

$$z_{3(t)}^* = [\Phi_{10}^3 + \Phi_{11}^3 W^{(1)}] z_{(t-1)}^* + \dots + [\Phi_{50}^3 + \Phi_{51}^3 W^{(1)}] z_{(t-24)}^* + e_{(t)}$$

$$z_{4(t)}^* = [\Phi_{10}^4 + \Phi_{11}^4 W^{(1)}] z_{(t-1)}^* + \dots + [\Phi_{50}^4 + \Phi_{51}^4 W^{(1)}] z_{(t-24)}^* + e_{(t)}$$

$$z_{5(t)}^* = [\Phi_{10}^5 + \Phi_{11}^5 W^{(1)}] z_{(t-1)}^* + \dots + [\Phi_{50}^5 + \Phi_{51}^5 W^{(1)}] z_{(t-24)}^* + e_{(t)}$$

di mana :

$$\Phi_{10} = \begin{bmatrix} 0.458 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.196 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.309 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.101 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.172 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{11} = \begin{bmatrix} 0.063 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.291 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.164 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.767 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.575 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{20} = \begin{bmatrix} -0.121 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.024 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.060 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.108 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.137 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{21} = \begin{bmatrix} 0.018 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.096 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.134 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.230 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.048 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{30} = \begin{bmatrix} -0.494 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.025 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.188 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.124 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.025 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{31} = \begin{bmatrix} 0.320 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.023 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.132 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.208 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.047 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{40} = \begin{bmatrix} 0.006 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.198 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.232 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.077 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.520 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{41} = \begin{bmatrix} 0.332 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.427 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.536 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.447 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.099 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{50} = \begin{bmatrix} -0.049 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.137 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.060 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.154 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{51} = \begin{bmatrix} 0.136 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.185 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.004 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.013 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.409 \end{bmatrix}$$

$$W^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix}$$

Dari model GSTARI yang didapatkan kemudian dilakukan perhitungan matriks $[\Phi_{10}^1 + \Phi_{11}^1 W^{(1)}]$ untuk menghasilkan suatu koefisien untuk masing-masing variabel.

4.8 Pengujian Kelayakan Model

Pengujian kelayakan model dilakukan dengan melihat sisaan yang bersifat *white noise* dan normal multivariat. Sisaan yang mempunyai sifat *white noise* dan normal multivariat dapat dikatakan bahwa model layak digunakan sebagai peramalan.

4.8.1 Uji *White Noise*

Uji *white noise* dapat dilakukan dengan menggunakan uji *portmanteau*. Model yang bersifat *white noise* adalah model yang memiliki sisaan yang saling bebas antar pengamatan. Hasil pengujian menggunakan uji *portmanteau* adalah sebagai berikut :

Hipotesis :

$$H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_m = 0$$

$$H_1 : \rho_1 = \dots = \rho_m \neq 0$$

Statistik uji :

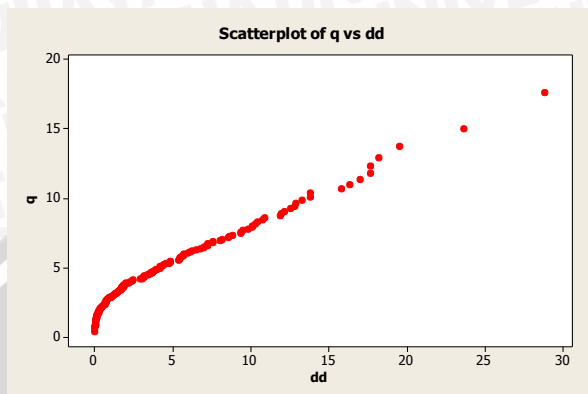
Tabel 4.6 Statistik Uji Portmanteau

Lag	$Q_N(m)$	$\chi_{N^2m}^2$	<i>p-value</i>
1	14,32	14,61	0,96
2	27,10	34,76	0,95
3	35,87	56,05	0,95
4	42,13	77,93	0,99
5	45,05	100,18	1
6	47,31	122,69	1
7	44,69	145,41	1
8	48,56	168,28	1
9	42,15	191,28	1
10	41,20	214,39	1

Berdasarkan Tabel 4.6 menunjukkan mulai dari lag 1 sampai lag 10 nilai $Q_N(m) < \chi_{N^2m}^2$ atau *p-value* $> \alpha$ berarti bahwa terima H_0 yaitu tidak terdapat korelasi antar galat pengamatan. Sehingga dari pengujian menggunakan uji *portmanteau* dapat disimpulkan bahwa sisaan memenuhi asumsi *white noise*.

4.8.2 Uji Normal Multivariat

Sisaan model juga diharuskan memenuhi syarat normal multivariat agar dapat dikatakan bahwa model tersebut layak digunakan untuk peramalan. Uji normal multivariat dilakukan dengan melihat QQ plot dari residual. Hasil plot residual adalah sebagai berikut :



Gambar 4.6 Plot Sisaan

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa plot sisaan membentuk pola yang linier. Hal ini berarti bahwa sisaan menyebar normal multivariat. Selain menggunakan plot sisaan, pemeriksaan asumsi normal multivariat juga dapat dilakukan dengan melihat hasil nilai t di mana t adalah banyaknya galat yang berada di daerah normal. Nilai t yang didapatkan sebesar 0.597 yang berarti bahwa banyaknya galat yang berada di daerah normal adalah sebesar 59% sehingga sisaan berdistribusi normal multivariat.

Berdasarkan hasil pengujian sisaan yang memenuhi asumsi *white noise* dan normal multivariat maka dapat disimpulkan bahwa model layak digunakan.

4.9 Pemeriksaan Ketepatan Model

Pemeriksaan ketepatan model dilakukan dengan melihat nilai RMSE dan R^2 dari model.

4.9.1 Root Mean Square Error (RMSE)

Pada penelitian GSTARI ini pemeriksaan ketepatan dilakukan menggunakan RMSE karena RMSE dapat mengukur perbedaan antara nilai prediksi dari model dengan nilai observasi sebenarnya sehingga dapat diketahui seberapa besar kesalahan pendugaan yang dilakukan menggunakan model GSTARI ((1,2,3,12,24),(1)). Hasil perhitungan RMSE adalah :

$$\begin{aligned}
 RMSE &= \sqrt{\frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=1}^T (Z_{i(t)} - \hat{Z}_{i(t)})^2 \right)} \\
 &= \sqrt{\frac{1}{720} (9256.261)} \\
 &= 3.586
 \end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan RMSE menghasilkan nilai sebesar 3.586. Hal ini berarti bahwa perbedaan antara nilai prediksi dari model dengan nilai observasi sebenarnya adalah sebesar 3.586 mm.

4.9.2 Koefisien Determinasi (R^2)

Pemeriksaan ketepatan model juga dapat dilakukan menggunakan koefisien determinasi (R^2) karena dapat digunakan untuk melihat seberapa besar model dapat menjelaskan penyebaran dari curah hujan. Pada penelitian ini didapatkan nilai (R^2) sebesar 0,591162 yang berarti bahwa model dapat menjelaskan 59 % penyebaran dari curah hujan untuk kelima lokasi penelitian. Hasil dari nilai R^2 ini cukup kecil yang disebabkan karena jumlah kuadrat kesalahan yang dihasilkan oleh model sangat besar. Sehingga model yang terbentuk masih dipengaruhi oleh banyak faktor kesalahan yang mengakibatkan model hanya mampu menjelaskan sedikit dari penyebaran curah hujan untuk kelima lokasi penelitian.

4.10 Peramalan

Hasil dari uji kelayakan dan ketepatan model menunjukkan bahwa model layak dan tepat sehingga model dapat digunakan untuk peramalan. Peramalan dilakukan menggunakan data *out sample* yaitu data curah hujan mulai dari bulan januari tahun 2013 sampai dengan bulan februari tahun 2014. Dengan menggunakan model yang sudah didapatkan dan berdasarkan model umum ramalan untuk model GSTARI yaitu :

$$z_{(t+1)}^* = \sum_{k=1}^p \left[\Phi_{k0} W^{(0)} + \sum_{l=1}^{\lambda_s} \Phi_{kl} W^{(l)} \right] z_{(t+1-k)}^* + e_{(t+1)}$$

maka hasil peramalan menggunakan model GSTARI ((1,2,3,12,24),(1)) adalah :

Tabel 4.7 Peramalan Curah Hujan Bulan Maret 2014

Lokasi	Peramalan Curah Hujan (mm)
Bumiaji	2.359
Pendem	6.508
Ngujung	4.829
Kedungrejo	7.081
Sekar	13.452

1. Desa Bumiaji

Berdasarkan hasil perhitungan matriks pada lampiran 11 didapatkan model GSTARI untuk Desa Bumiaji sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 z_{1(t)} = & 0.458 Z_{1(t-1)}^* + 0.01575 Z_{2(t-1)}^* + 0.01575 Z_{3(t-1)}^* + 0.01575 Z_{4(t-1)}^* + 0.01575 Z_{5(t-1)}^* \\
 & - 0.121 Z_{1(t-2)}^* + 0.0045 Z_{2(t-2)}^* + 0.0045 Z_{3(t-2)}^* + 0.0045 Z_{4(t-2)}^* + 0.0045 Z_{5(t-2)}^* \\
 & - 0.494 Z_{1(t-3)}^* + 0.08 Z_{2(t-3)}^* + 0.08 Z_{3(t-3)}^* + 0.08 Z_{4(t-3)}^* + 0.08 Z_{5(t-3)}^* \\
 & + 0.006 Z_{1(t-12)}^* + 0.083 Z_{2(t-12)}^* + 0.083 Z_{3(t-12)}^* + 0.083 Z_{4(t-12)}^* + 0.083 Z_{5(t-12)}^* \\
 & - 0.049 Z_{1(t-24)}^* + 0.034 Z_{2(t-24)}^* + 0.034 Z_{3(t-24)}^* + 0.034 Z_{4(t-24)}^* + 0.034 Z_{5(t-24)}^*
 \end{aligned}$$

di mana model GSTARI dapat diinterpretasikan :

curah hujan di Desa Bumiaji dipengaruhi oleh curah hujan di lokasi lain pada waktu satu bulan, dua bulan, tiga bulan, 12 bulan dan 24 bulan sebelumnya serta dipengaruhi juga oleh pembobotan lokasi.

Dari model yang tersusun kemudian dapat digunakan untuk peramalan curah hujan. Pada penelitian ini dilakukan peramalan untuk satu bulan kedepan, dan hasil peramalan curah hujan untuk Desa Bumiaji satu bulan ke depan yaitu pada bulan maret 2014 adalah 2.359 mm yang berarti bahwa curah hujan pada bulan Maret tahun 2014 mengalami penurunan. Penurunan curah hujan ini sudah sesuai dengan kenyataan bahwa bulan April merupakan awal musim kemarau sehingga pada bulan Maret intensitas hujan sudah mulai menurun.

2. Desa Pendem

Berdasarkan hasil perhitungan matriks pada lampiran 11 didapatkan model GSTARI untuk Desa Pendem sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 z_{1(t)} = & 0.07275 Z_{1(t-1)}^* + 0.196 Z_{2(t-1)}^* + 0.07275 Z_{3(t-1)}^* + 0.07275 Z_{4(t-1)}^* + 0.07275 Z_{5(t-1)}^* \\
 & - 0.024 Z_{1(t-2)}^* - 0.024 Z_{2(t-2)}^* - 0.024 Z_{3(t-2)}^* - 0.024 Z_{4(t-2)}^* - 0.024 Z_{5(t-2)}^*
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -0.00575 Z_{1(t-3)}^* + 0.025 Z_{2(t-3)}^* - 0.00575 Z_{3(t-3)}^* - 0.00575 Z_{4(t-3)}^* - 0.00575 Z_{5(t-3)}^* \\
& + 0.107 Z_{1(t-13)}^* - 0.198 Z_{2(t-13)}^* + 0.107 Z_{3(t-13)}^* + 0.107 Z_{4(t-13)}^* + 0.107 Z_{5(t-13)}^* \\
& + 0.046 Z_{1(t-24)}^* - 0.06 Z_{2(t-24)}^* + 0.046 Z_{3(t-24)}^* + 0.046 Z_{4(t-24)}^* + 0.046 Z_{5(t-24)}^*
\end{aligned}$$

di mana model GSTARI dapat diinterpretasikan :

curah hujan di Desa Pendem dipengaruhi oleh curah hujan di lokasi lain pada waktu satu bulan, dua bulan, tiga bulan, 12 bulan dan 24 bulan sebelumnya serta dipengaruhi juga oleh pembobotan lokasi.

Dari model yang tersusun kemudian dapat digunakan untuk peramalan curah hujan. Pada penelitian ini dilakukan peramalan untuk satu bulan kedepan, dan hasil peramalan curah hujan untuk Desa Pendem satu bulan ke depan yaitu pada bulan Maret 2014 adalah 6.508 mm yang berarti bahwa curah hujan pada bulan Maret tahun 2014 mengalami kenaikan. Kenaikan curah hujan ini bertentangan dengan kondisi curah hujan pada umumnya bahwa pada bulan Maret biasanya curah hujan mengalami penurunan. Kondisi seperti ini bisa saja terjadi karena perubahan iklim sekarang yang tidak menentu sehingga menyebabkan musim penghujan terjadi lebih lama pada daerah tertentu.

3. Desa Ngujung

Berdasarkan hasil perhitungan matriks pada lampiran 11 didapatkan model GSTARI untuk Desa Ngujung sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
Z_{3(t)}^* &= 0.041 Z_{1(t-1)}^* + 0.041 Z_{2(t-1)}^* + 0.309 Z_{3(t-1)}^* + 0.041 Z_{4(t-1)}^* + 0.041 Z_{5(t-1)}^* \\
& - 0.0335 Z_{1(t-2)}^* - 0.0335 Z_{2(t-2)}^* + 0.06 Z_{3(t-2)}^* - 0.0335 Z_{4(t-2)}^* - 0.0335 Z_{5(t-2)}^* \\
& + 0.033 Z_{1(t-3)}^* + 0.033 Z_{2(t-3)}^* - 0.188 Z_{3(t-3)}^* + 0.033 Z_{4(t-3)}^* + 0.033 Z_{5(t-3)}^* \\
& + 0.134 Z_{1(t-12)}^* + 0.134 Z_{2(t-12)}^* - 0.232 Z_{3(t-12)}^* + 0.134 Z_{4(t-12)}^* + 0.134 Z_{5(t-12)}^* \\
& - 0.001 Z_{1(t-24)}^* - 0.001 Z_{2(t-24)}^* + 0.137 Z_{3(t-24)}^* - 0.001 Z_{4(t-24)}^* - 0.001 Z_{5(t-24)}^*
\end{aligned}$$

di mana model GSTARI dapat diinterpretasikan :

curah hujan di Desa Ngujung dipengaruhi oleh curah hujan di lokasi lain pada waktu satu bulan, dua bulan, tiga bulan, 12 bulan dan 24 bulan sebelumnya serta dipengaruhi juga oleh pembobotan lokasi.

Dari model yang tersusun kemudian dapat digunakan untuk peramalan curah hujan. Pada penelitian ini dilakukan peramalan untuk satu bulan kedepan, dan hasil peramalan curah hujan untuk Desa Ngujung satu bulan ke depan yaitu pada bulan maret 2014 adalah 4.829 mm yang berarti bahwa curah hujan pada bulan Maret tahun 2014 mengalami penurunan. Penurunan curah hujan ini sudah sesuai dengan

kenyataan bahwa bulan April merupakan awal musim kemarau sehingga pada bulan Maret intensitas hujan sudah mulai menurun.

4. Desa Kedungrejo

Berdasarkan hasil perhitungan matriks pada lampiran 11 didapatkan model GSTARI untuk Desa Kedungrejo sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_{4(t)}^* = & 0.19175 Z_{1(t-1)}^* + 0.19175 Z_{2(t-1)}^* + 0.19175 Z_{3(t-1)}^* - 0.101 Z_{4(t-1)}^* + 0.19175 Z_{5(t-1)}^* \\ & - 0.0575 Z_{1(t-2)}^* - 0.0575 Z_{2(t-2)}^* - 0.0575 Z_{3(t-2)}^* + 0.108 Z_{4(t-2)}^* - 0.0575 Z_{5(t-2)}^* \\ & - 0.052 Z_{1(t-3)}^* - 0.052 Z_{2(t-3)}^* - 0.052 Z_{3(t-3)}^* + 0.124 Z_{4(t-3)}^* - 0.052 Z_{5(t-3)}^* \\ & + 0.112 Z_{1(t-12)}^* + 0.112 Z_{2(t-12)}^* + 0.112 Z_{3(t-12)}^* + 0.077 Z_{4(t-12)}^* + 0.112 Z_{5(t-12)}^* \\ & + 0.003 Z_{1(t-24)}^* + 0.003 Z_{2(t-24)}^* + 0.003 Z_{3(t-24)}^* + 0.06 Z_{4(t-24)}^* + 0.003 Z_{5(t-24)}^* \end{aligned}$$

di mana model GSTARI dapat diinterpretasikan :

curah hujan di Desa Kedungrejo dipengaruhi oleh curah hujan di lokasi lain pada waktu satu bulan, dua bulan, tiga bulan, 12 bulan dan 24 bulan sebelumnya serta dipengaruhi juga oleh pembobotan lokasi.

Dari model yang tersusun kemudian dapat digunakan untuk peramalan curah hujan. Pada penelitian ini dilakukan peramalan untuk satu bulan kedepan, dan hasil peramalan curah hujan untuk Desa Kedungrejo satu bulan ke depan yaitu pada bulan maret 2014 adalah 7.081 mm yang berarti bahwa curah hujan pada bulan Maret tahun 2014 mengalami penurunan. Penurunan curah hujan ini sudah sesuai dengan kenyataan bahwa bulan April merupakan awal musim kemarau sehingga pada bulan Maret intensitas hujan sudah mulai menurun.

5. Desa Sekar

Berdasarkan hasil perhitungan matriks pada lampiran 11 didapatkan model GSTARI untuk Desa Sekar sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_{5(t)}^* = & 0.14375 Z_{1(t-1)}^* + 0.14375 Z_{2(t-1)}^* + 0.14375 Z_{3(t-1)}^* + 0.14375 Z_{4(t-1)}^* + 0.172 Z_{5(t-1)}^* \\ & + 0.012 Z_{1(t-2)}^* + 0.012 Z_{2(t-2)}^* + 0.012 Z_{3(t-2)}^* + 0.012 Z_{4(t-2)}^* - 0.137 Z_{5(t-2)}^* \\ & - 0.01175 Z_{1(t-3)}^* - 0.01175 Z_{2(t-3)}^* - 0.01175 Z_{3(t-3)}^* - 0.01175 Z_{4(t-3)}^* + 0.025 Z_{5(t-3)}^* \\ & - 0.025 Z_{1(t-12)}^* - 0.025 Z_{2(t-12)}^* - 0.025 Z_{3(t-12)}^* - 0.025 Z_{4(t-12)}^* + 0.522 Z_{5(t-12)}^* \\ & + 0.102 Z_{1(t-24)}^* + 0.102 Z_{2(t-24)}^* + 0.102 Z_{3(t-24)}^* + 0.102 Z_{4(t-24)}^* - 0.154 Z_{5(t-24)}^* \end{aligned}$$

di mana model GSTARI dapat diinterpretasikan :

curah hujan di Desa Sekar dipengaruhi oleh curah hujan di lokasi lain pada waktu satu bulan, dua bulan, tiga bulan, 12 bulan dan 24 bulan sebelumnya serta dipengaruhi juga oleh pembobotan lokasi.

Dari model yang tersusun kemudian dapat digunakan untuk peramalan curah hujan. Pada penelitian ini dilakukan peramalan untuk satu bulan kedepan, dan hasil peramalan curah hujan untuk Desa Sekar satu bulan ke depan yaitu pada bulan maret 2014 adalah 13.452 mm yang berarti bahwa curah hujan pada bulan Maret tahun 2014 mengalami penurunan. Penurunan curah hujan ini sudah sesuai dengan kenyataan bahwa bulan April merupakan awal musim kemarau sehingga pada bulan Maret intensitas hujan sudah mulai menurun.

Berdasarkan hasil peramalan curah hujan untuk kelima Desa dapat disimpulkan bahwa pola peramalan yang dihasilkan oleh model GSTARI $((1,2,3,12,24),(1))$ untuk satu bulan ke depan yaitu bulan Maret tahun 2014 sesuai dengan keadaan curah hujan yang biasanya terjadi pada bulan tersebut.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB V PENUTUP

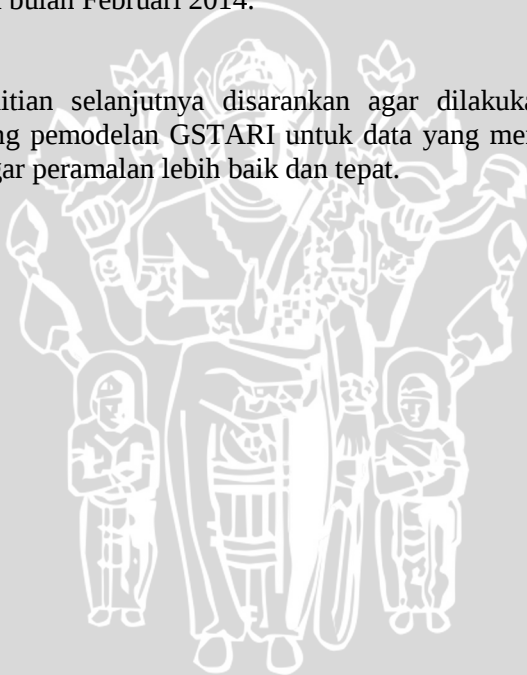
5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulan yaitu :

1. Model curah hujan yang didapatkan untuk Desa Bumiaji, Desa Pendem, Desa Ngujung, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar adalah model GSTARI ((1,2,3,12,24),(1)).
2. Peramalan curah hujan bulan Maret 2014 untuk Desa Bumiaji, Desa Ngujung, Desa Kedungrejo dan Desa Sekar sesuai dengan keadaan curah hujan yang biasanya terjadi pada bulan Maret yaitu mengalami penurunan dari bulan Februari 2014.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya disarankan agar dilakukan kajian lebih lanjut tentang pemodelan GSTARI untuk data yang mengandung unsur musiman agar peramalan lebih baik dan tepat.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR PUSTAKA

- Bayong, T.H.K., (2004), *Klimatologi*, Penerbit ITB, Bandung.
- Borovkova, S. A., Lopuhaa, H. P., dan Ruchjana, B. N., (2002), Generalized STAR Model with Experimental Weights. In M. Stasionopoulos and G. Toulomi (Eds.). *Proceeding of the 17th International Workshop on Statistical Modelling*, Chania, hal. 139-147
- Borovkova, S. A., Lopuhaa, H. P., dan Ruchjana, B. N., (2008), Consistency and Asymptotic Normality of Least Squares Estimators in Generalized STAR Model. *Statistica Neerlandica (2008)* Vol. 62, nr. 4, hal. 482-508
- Box, G. E. P and Jenkins, G. N., (1976), *Time Series Analysis : Forecasting and Control*. Review Edition. Holdenday, San Francisco.
- Cliff, A. D. and Ord, J., (1973), *Spatial autocorrelation*. Pioneer, London.
- Cryer, J. D. and Chan, K.-S., (2008), *Time Series Analysis : with Applications in R* (2nd ed), Springer Science+Business Media, LLC, New York.
- Fan, J and Qiwei, Y., (2005), *Nonlinear Time Series*, Springer Science Bussines Media, Inc, United State America.
- Griffith, D. A. and Heuvelink, G. B. M., (2010), *Deriving Space-Time Variograms from Space-Time Autoregressive (STAR) Model Spesification*, ISPRS Technical Commision II, China.
- Iriany, A., Suhariningsih, Ruchjana, B. N. dan Setiawan, (2013), Prediction of Precipitation Data at Batu Town Using the GSTAR (1,p)-SUR Model, *Journal of Basic and Applied Scientific Research*, 3(6):860-865.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C. and McGee, V. E., (1999), *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Bina Rupa Aksara, Jakarta.

Min, X dkk., (2010), Urban Traffic Network Modeling and Short-term Traffic Flow Forecasting Based on GSTARIMA Model. *Annual Conference on Intelligent Transportation Systems WA 1.3*, Madeira Island, Portugal.

Montarcih, Lily, (2010), *Hidrologi Teknik Dasar*, CV. Citra Malang, Malang.

Prijono, Sugeng, (2009), *Agrohidrologi Praktis*, Lembaga Cakrawala Indonesia, Malang.

Rangkuti, Feddy, (2005), *Great Sales Forecast for Marketing*, PT Gramedia Pustaka Utama, anggota IKAPI, Jakarta.

Rosadi, Dedi, (2006), *Pengantar Analisis Runtun Waktu*, Diklat Kuliah. Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gajah Mada, Yogyakarta.

Ruchjana, B. N, (2002), *Pemodelan Kurva Produksi Minyak Bumi Menggunakan Model Generalisasi S-TAR*, Forum Statistika dan Komputasi, IPB, Bogor.

Seyhan, Ersin, (1990), *Dasar-dasar Hidrologi*, Gadjah Mada University Press, Yogyakarta.

Sitepu, R., (2008), *Pemodelan dan Peramalan Deret Waktu Musiman dengan Pendekatan Filter Bank*, Universitas Sumatra Utara, Medan.

Suhartono dan Atok, R. M., (2006), *Pemilihan bobot lokasi yang optimal pada model GSTAR*, Prosiding Konferensi Nasional Matematika XIII Universitas Negeri Semarang.

Triatmodjo, Bambang, (2006), *Hidrologi Terapan*, Beta Offset Yogyakarta, Yogyakarta.

Wei, W. W. S., (2006), *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*, Addison-Wesley Publishing Co., USA.

Whutsqa, D.U. dan Suhartono, (2010), Peramalan Deret Waktu Multivariat Seasonal pada Data Pariwisata dengan VAR-GSTAR, *Jurnal Ilmu Dasar* Vol. 11 No. 1

Whutsqa, D.U. , Suhartono dan Sutijo, B., (2010), Generalized Space-Time Autoregressive Modeling, *Proceeding of the 6th IMT-GT conference on Mathematics, Statistics and its Application (ICMSA2010)*, Universiti Tunku Abdul Rahman, Kuala Lumpur, Malaysia.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA

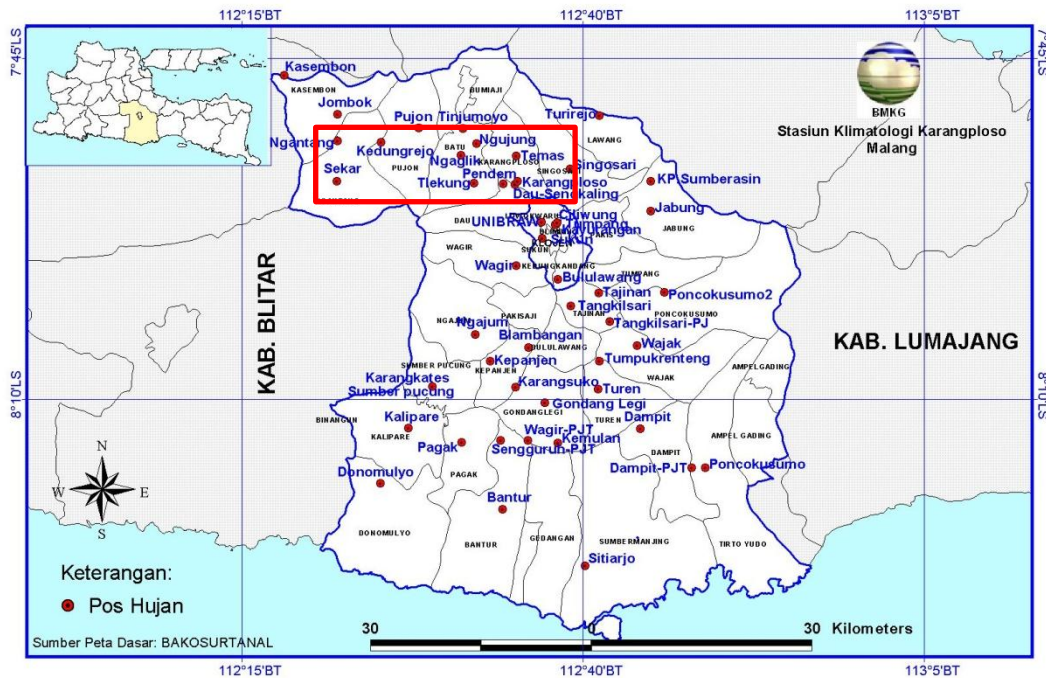


Lampiran 1 : Data Curah Hujan (mm) di 5 lokasi

Tahun	Bulan	Temas	Pendem	Ngujung	Kedungrejo	Sekar
2001	Januari	8.645	9.968	8.129	10.387	12.903
	Februari	11.677	8.774	10.226	16.226	13.839
	Maret	11.419	10.839	13.258	13.323	12.516
	April	2.548	1.097	3.29	6.71	7.935
	Mei	2.258	3.065	2.806	2.129	1.032
	Juni	3.065	3.871	3.71	2.194	4.194
	Juli	0.839	1.129	0.903	0.968	2.0
	Agustus	0.032	0.71	0.0	0.0	0.0
	September	1.452	0.516	0.774	0.968	0.774
	Oktober	2.935	6.548	2.613	12.29	8.032
	November	4.355	5.839	5.935	5.032	6.968
	Desember	5.161	6.323	4.516	6.774	8.645
:	:	:	:	:	:	:
2013	Januari	15.710	6.710	15.677	25.516	27.290
	Februari	8.4	7.75	16.429	15.25	18.964
	Maret	4	3.935	6.129	10.387	12.806
	April	8.567	2.6	9.8	11.2	15.867
	Mei	6.065	2.710	5.290	3.258	5.226
	Juni	2.867	3	4.933	3.433	8.567
	Juli	1.968	2.065	2.290	5.161	3.290
	Agustus	0.129	0	0.452	0.129	0.097
	September	0	0	0	0	0
	Oktober	0.323	2.065	1.742	1.548	2.677
	November	5.267	6.8	9.167	9.2	16.933
	Desember	17.903	16.161	23.032	17.226	20.645
2014	Januari	10.613	9.065	12.903	17.935	16.419
	Februari	3.767	3.367	7.567	15.367	21.5

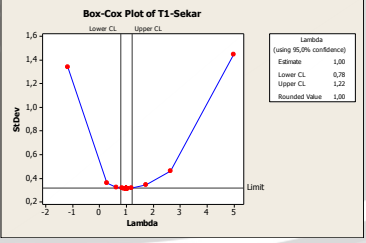
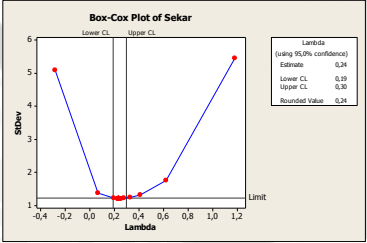
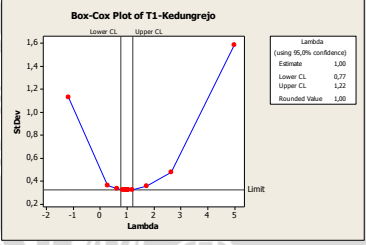
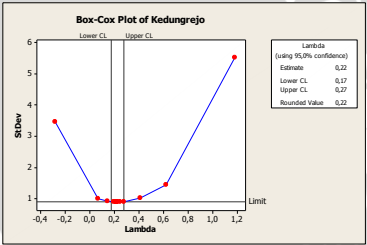
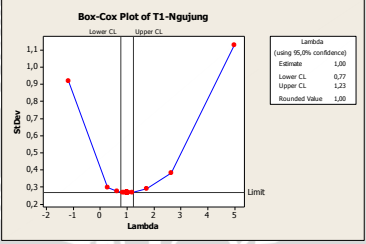
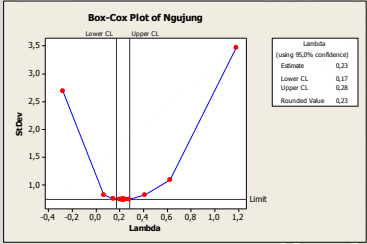
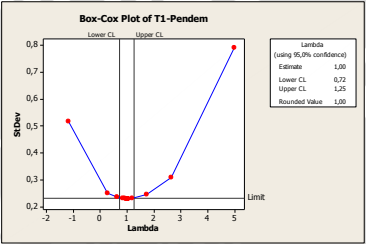
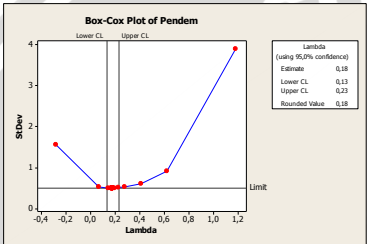
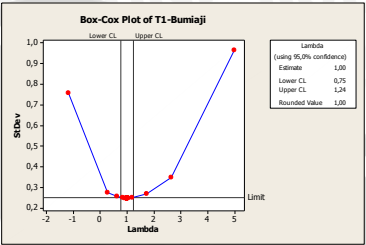
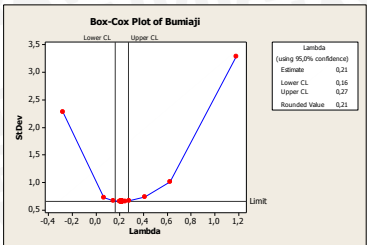
Sumber : Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Karangploso

Lampiran 2 : Peta Wilayah Penelitian

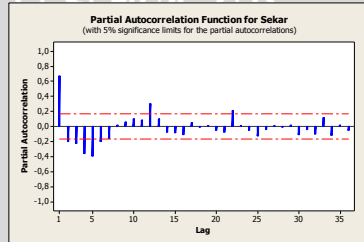
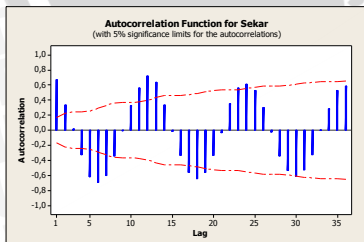
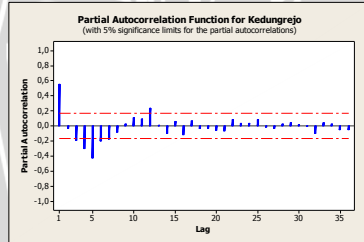
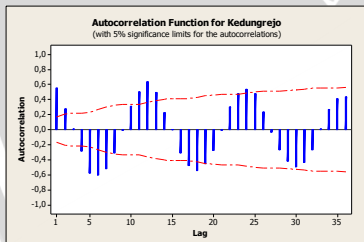
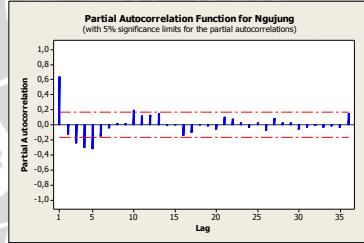
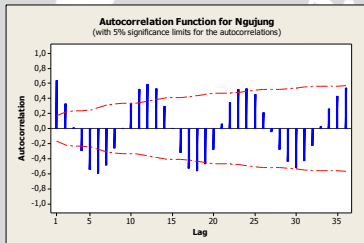
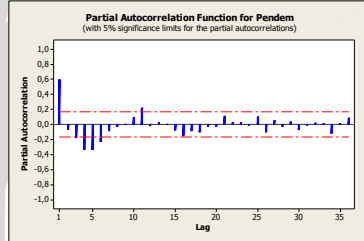
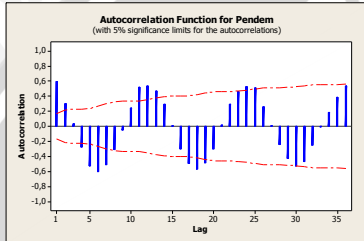
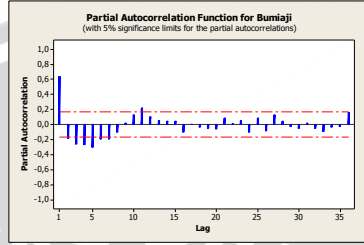
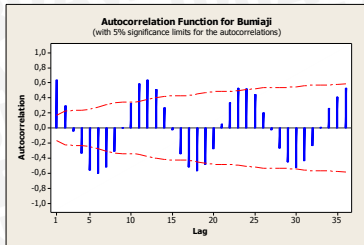


Sumber : Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Karangploso

Lampiran 3 : Output Transformasi Box-Cox



Lampiran 4 : Plot ACF dan PACF



Lampiran 5 : Output Uji *Augmented Dickey Fuller*

Null Hypothesis: BUMIAJI has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.659707	0.0839
Test critical values: 1% level	-3.480425	
5% level	-2.883408	
10% level	-2.578510	

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

Null Hypothesis: PENDEM has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 10 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.198885	0.0222
Test critical values: 1% level	-3.480038	
5% level	-2.883239	
10% level	-2.578420	

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

Null Hypothesis: NGUJUNG has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 12 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.927736	0.3188
Test critical values: 1% level	-3.480818	
5% level	-2.883579	
10% level	-2.578601	

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

Null Hypothesis: KEDUNGREJO has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.559397	0.1041
Test critical values: 1% level	-3.480425	
5% level	-2.883408	
10% level	-2.578510	

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

Null Hypothesis: SEKAR has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 12 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.777008	0.3905
Test critical values: 1% level	-3.480818	
5% level	-2.883579	
10% level	-2.578601	

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

Lampiran 6 : Output *Differencing* Pertama

Null Hypothesis: D(BUMIAJI) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.271419	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.480818	
5% level	-2.883579	
10% level	-2.578601	

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

Null Hypothesis: D(NGUJUNG) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.533267	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.480818	
5% level	-2.883579	
10% level	-2.578601	

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

Null Hypothesis: D(KEDUNGREJO) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 10 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.69057	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.480425	
5% level	-2.883408	
10% level	-2.578510	

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

Null Hypothesis: D(SEKAR) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic based on AIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.520216	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.480818	
5% level	-2.883579	
10% level	-2.578601	

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

Lampiran 7 : Syntax SAS Proses VARMAX Curah Hujan Lima Lokasi

```
data curahhujan;  
input bumiaji pendem ngujung kedungrejo sekar;  
datalines;
```

```
(data)
```

```
;;
```

```
run;
```

```
proc varmax data=curahhujan;
```

```
model bumiaji pendem ngujung kedungrejo sekar/
```

```
dify=(1) p=1
```

```
lagmax=7
```

```
minic=(p=9)noint
```

```
noint print=(corry pcorr) ;
```

```
run;
```



Lampiran 8 : Output SAS VARMAX

The SAS System

15:32 Thursday, March 9, 2014 1

The VARMAX Procedure

Number of Observations 143
Number of Pairwise Missing 0
Observation(s) eliminated by differencing 1

Simple Summary Statistics

Variable	Type	N	Mean	Standard Deviation	Min	Max	Difference
bumiaji	Dependent	143	0.03316	3.54286	-9.74200	13.03300	1
pendem	Dependent	143	0.00744	4.01877	-14.45100	11.00000	1
ngujung	Dependent	143	0.02752	3.71941	-10.16100	10.03200	1
kedungrejo	Dependent	143	0.00857	5.79620	-21.03300	21.96800	1
sekar	Dependent	143	-0.02391	6.01126	-15.93500	20.22500	1

Cross Correlations of Dependent Series

Lag	Variable	bumiaji	pendem	ngujung	kedungrejo	sekar
0	bumiaji	1.00000	0.83839	0.91149	0.65680	0.65562
	pendem	0.83839	1.00000	0.84616	0.65230	0.69284
	ngujung	0.91149	0.84616	1.00000	0.64726	0.71059
	kedungrejo	0.65680	0.65230	0.64726	1.00000	0.75262
	sekar	0.65562	0.69284	0.71059	0.75262	1.00000
1	bumiaji	0.00324	-0.00281	0.03279	0.11766	0.20015
	pendem	-0.02403	-0.12178	-0.01544	0.04007	0.05773
	ngujung	-0.02561	-0.05872	-0.06076	0.09953	0.11910
	kedungrejo	-0.00827	-0.04657	-0.00708	-0.20253	-0.02296
	sekar	0.08931	0.07477	0.04127	0.03883	-0.00345
2	bumiaji	0.01698	0.04520	0.02105	0.05234	0.03389
	pendem	-0.01616	-0.03225	-0.01908	0.03442	0.03149
	ngujung	0.03291	0.04252	0.01559	0.01535	0.08364
	kedungrejo	-0.03175	-0.01843	-0.03350	0.01272	0.03709
	sekar	-0.06437	-0.06175	-0.05778	-0.06462	-0.01753
3	bumiaji	-0.03932	0.02677	-0.00945	-0.02395	0.04400
	pendem	0.05246	0.08603	0.04927	0.01240	0.09812
	ngujung	-0.01485	0.03907	0.01370	0.00299	0.01786
	kedungrejo	0.10631	0.15026	0.14308	0.02510	0.07396
	sekar	0.06563	0.08950	0.08955	0.04837	0.04135
4	bumiaji	-0.10453	-0.10653	-0.11127	-0.09501	-0.10584
	pendem	-0.10172	-0.08478	-0.10670	-0.05592	-0.09182
	ngujung	-0.06249	-0.06908	-0.08678	-0.08029	-0.08100
	kedungrejo	-0.10155	-0.12380	-0.12640	0.01121	-0.06584
	sekar	-0.13960	-0.12407	-0.14291	-0.04449	-0.07043
5	bumiaji	-0.25137	-0.22899	-0.24419	-0.18103	-0.20256
	pendem	-0.22317	-0.21605	-0.20893	-0.21326	-0.24922
	ngujung	-0.29174	-0.24788	-0.26657	-0.18931	-0.23742
	kedungrejo	-0.29709	-0.28007	-0.31579	-0.29813	-0.29908
	sekar	-0.30353	-0.29309	-0.31577	-0.29367	-0.32481
6	bumiaji	-0.19009	-0.20376	-0.20391	-0.21625	-0.29493
	pendem	-0.20854	-0.21512	-0.20840	-0.16429	-0.22184
	ngujung	-0.22911	-0.24380	-0.23260	-0.21836	-0.23730
	kedungrejo	-0.16469	-0.13185	-0.11391	-0.12931	-0.16832
	sekar	-0.20380	-0.18034	-0.19871	-0.17399	-0.25375
7	bumiaji	-0.19201	-0.12172	-0.16308	-0.13935	-0.18651
	pendem	-0.22192	-0.13561	-0.18417	-0.16893	-0.21358
	ngujung	-0.18828	-0.10849	-0.16028	-0.13728	-0.18124
	kedungrejo	-0.18374	-0.15352	-0.18711	-0.13791	-0.20731
	sekar	-0.28581	-0.23810	-0.22835	-0.20773	-0.24924

Lampiran 8 (lanjutan)

The SAS System

15:32 Thursday, March 9, 2014 2

The VARMAX Procedure

Cross Correlations of Dependent Series

Lag	Variable	bumiaji	pendem	ngujung	kedungrejo	sekar
8	bumiaji	-0.13672	-0.15165	-0.09415	-0.09297	-0.11009
	pendem	-0.03725	-0.06910	-0.03208	-0.04702	-0.06546
	ngujung	-0.08641	-0.10472	-0.05497	-0.07915	-0.10794
	kedungrejo	-0.07889	-0.09061	-0.08022	-0.10406	-0.08675
	sekar	-0.03436	-0.06979	-0.05143	-0.08937	-0.11819
9	bumiaji	-0.05898	-0.07812	-0.11912	-0.07903	-0.08919
	pendem	-0.05096	-0.07454	-0.09169	-0.06500	-0.06680
	ngujung	-0.03759	-0.07945	-0.10482	-0.08669	-0.08827
	kedungrejo	-0.07438	-0.06896	-0.07316	-0.04140	-0.06022
	sekar	-0.02157	-0.01185	-0.04832	-0.03964	-0.00209

Schematic Representation of Cross Correlations

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
bumiaji	++++	+					-----	-----		
pendem	++++						-----	-----		
ngujung	++++						-----	-----		
kedungrejo	++++						-----	-----		
sekar	++++						-----	-----		

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

The SAS System

15:32 Thursday, March 9, 2014 3

The VARMAX Procedure

Partial Cross Correlations

Lag	Variable	bumiaji	pendem	ngujung	kedungrejo	sekar
1	bumiaji	-0.18319	0.02343	0.10393	0.11343	0.32299
	pendem	-0.00089	-0.35461	0.12468	0.06198	-0.00537
	ngujung	0.02181	-0.10143	-0.34421	0.14951	0.11020
	kedungrejo	0.06228	-0.03373	0.07565	-0.46152	0.07581
	sekar	0.13649	0.21325	-0.03403	0.15376	-0.18103
2	bumiaji	-0.18715	0.08179	0.14257	0.17931	-0.03974
	pendem	-0.02415	-0.29433	0.09344	0.15623	-0.01365
	ngujung	0.11660	-0.01939	-0.24880	-0.00003	0.29465
	kedungrejo	0.00287	-0.06337	0.03345	-0.28200	0.10931
	sekar	0.00952	0.08791	-0.08958	-0.03240	-0.12986
3	bumiaji	-0.25676	0.10350	-0.01051	0.13509	0.05239
	pendem	0.08666	-0.15785	-0.03800	0.10432	0.17179
	ngujung	-0.03534	-0.07375	-0.12052	0.00174	0.04020
	kedungrejo	0.02292	0.09744	0.23318	-0.26707	0.12226
	sekar	0.04931	0.08389	0.00661	0.01283	-0.08041
4	bumiaji	-0.25769	-0.02498	-0.01357	-0.00509	-0.01436
	pendem	-0.02094	-0.15208	-0.11818	0.08930	0.03456
	ngujung	0.21248	0.02782	-0.16860	-0.11036	0.12662
	kedungrejo	0.03732	-0.00054	0.15428	-0.09485	0.01164
	sekar	-0.12160	-0.01909	-0.08378	0.04369	-0.11288
5	bumiaji	-0.19816	-0.07522	-0.02699	0.04162	0.14693
	pendem	0.04297	-0.12302	-0.01453	0.00169	-0.00619
	ngujung	-0.10244	0.00911	-0.14440	-0.09766	-0.08461
	kedungrejo	-0.01748	-0.06229	-0.07827	-0.18293	-0.17695
	sekar	-0.08021	-0.05567	-0.11238	-0.07220	-0.17604
6	bumiaji	-0.03796	0.03449	0.07840	-0.00121	-0.08964
	pendem	0.01161	-0.18793	-0.02883	-0.00948	-0.00340
	ngujung	-0.01123	-0.13106	-0.14360	-0.12215	0.08635
	kedungrejo	-0.12888	-0.08399	0.10498	-0.19160	-0.09215
	sekar	-0.05502	0.03495	-0.17200	0.03544	-0.25840

Lampiran 8 (lanjutan)

The SAS System

15:32 Thursday, March 9, 2014 4

The VARMAX Procedure Partial Cross Correlations

Lag	Variable	bumiaji	pendem	ngujung	kedungrejo	sekar
7	bumiaji	0.05626	0.16876	0.09134	-0.02656	-0.00326
	pendem	-0.06878	-0.04388	0.00272	-0.05165	-0.09123
	ngujung	-0.09656	0.00219	-0.10208	-0.02456	0.01770
	kedungrejo	-0.06911	-0.10297	0.04190	-0.10447	-0.08748
	sekar	-0.32545	-0.14988	-0.15516	-0.05053	-0.21744
8	bumiaji	-0.12113	-0.03824	0.08452	-0.05041	-0.00233
	pendem	0.06053	0.03511	0.04692	0.05261	0.02396
	ngujung	-0.17634	0.01609	0.04707	0.00746	0.07974
	kedungrejo	-0.00717	-0.03021	-0.06039	-0.15774	-0.06238
	sekar	-0.06657	-0.12471	-0.01369	-0.08438	-0.17524
9	bumiaji	-0.06081	-0.10455	-0.01247	0.00662	0.02349
	pendem	-0.05316	-0.05727	-0.00023	0.08676	0.01020
	ngujung	0.14539	0.07220	-0.09734	-0.03429	-0.05928
	kedungrejo	-0.15225	-0.06630	-0.06516	-0.14416	-0.08503
	sekar	-0.10736	0.06339	-0.12639	-0.11765	-0.19329

Schematic Representation of Partial Cross Correlations

Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9
bumiaji	-.+..	-.+. .	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..
pendem	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..
ngujung	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..
kedungrejo	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..
sekar	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..	-.+..

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

The SAS System

15:32 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model VAR(1)
Estimation Method Least Squares Estimation

Information Criteria

AICC	9.531558
HQC	9.730173
AIC	9.518707
SBC	10.0391
FPEC	13613.98

The SAS System

15:35 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model VAR(2)
Estimation Method Least Squares Estimation

Information Criteria

AICC	9.301652
HQC	9.672432
AIC	9.247513
SBC	10.29317
FPEC	10391.1

Lampiran 8 (lanjutan)

The SAS System

15:37 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model	Least Squares	VAR(3)
Estimation Method		Estimation

Information
Criteria

AICC	9.281496
HQC	9.793315
AIC	9.152924
SBC	10.7288
FPEC	9481.073

The SAS System

15:39 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model	Least Squares	VAR(4)
Estimation Method		Estimation

Information
Criteria

AICC	9.446863
HQC	10.06295
AIC	9.20504
SBC	11.31617
FPEC	10047.66

The SAS System

15:42 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model	Least Squares	VAR(5)
Estimation Method		Estimation

Information
Criteria

AICC	9.638211
HQC	10.31492
AIC	9.237416
SBC	11.88891
FPEC	10484.3

The SAS System

15:43 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model	Least Squares	VAR(6)
Estimation Method		Estimation

Information
Criteria

AICC	9.902331
HQC	10.58758
AIC	9.288374
SBC	12.48543
FPEC	11208.39

Lampiran 8 (lanjutan)

The SAS System

15:45 Thursday, March 9, 2014 5

The VARMAX Procedure

Type of Model	VAR(7)
Estimation Method	Least Squares Estimation

Information
Criteria

AICC	10.21631
HQC	10.84755
AIC	9.324494
SBC	13.0724
FPEC	11892.7



Lampiran 9 : *Source Code* R untuk Pendugaan Parameter

- *Source code* untuk input data Y dalam bentuk matriks

```
inputy=function(DI){  
  Y=(t(t(DI)))  
  Y=matrix(Y)  
}
```

- *Source code* untuk input data X dalam bentuk matriks

```
inputX1=function(DI){  
  n=length(DI$V1)  
  X=(t(t(DI[-n,])))  
  X=rbind(0,X)  
  m=ncol(X)  
  N=nrow(X)  
  X=matrix(X,N,m)  
}
```

- *Source code* untuk input pembobot w dalam bentuk matriks

```
inputW=function(W){  
  n=nrow(W)  
  m=ncol(W)  
  W=t(t(W))  
  W=matrix(W,n,m)  
}
```

- *Source code* untuk proses pembentukan matriks x yang akan digabungkan dengan matriks v

```
inputxv=function(DI){  
  n=length(DI$V1)  
  Xv=(t(t(DI[-n,])))  
  Xv=rbind(0,Xv)  
  m=ncol(Xv)  
  N=nrow(Xv)  
  Xv=t(matrix(Xv,N,m))  
  Xv=matrix(Xv)  
}
```

Lampiran 9 (lanjutan)

- *Source code* untuk pembentukan matriks v

```
inputV=function(xv,w,DI){
  c=ncol(DI)
  i=0
  j=0
  l=0
  k=c()
  m=c()
  v=c()
  n=length(xv)/c
  z=matrix()
  for (j in 1:n){
    a1=(1+c*(j-1))
    a2=(c+c*(j-1))
    v[[1+j]]=c(t(w%*%xv[a1:a2]))
  }
  m=unlist(v)
  z=matrix(m,c,n)
  V=t(z)
}
```

- *Source code* untuk penggabungan matriks x dan v

```
combinex24=function(x,v){
  n=length(x[,1])
  n12 = n-11
  n24 = n-23
  X0=matrix(0,n,2)
  X11=cbind(x[,1],v[,1])
  X21=cbind(x[,2],v[,2])
  X31=cbind(x[,3],v[,3])
  X41=cbind(x[,4],v[,4])
  X51=cbind(x[,5],v[,5])
  X12=rbind(0,X11[-n,])
  X22=rbind(0,X21[-n,])
  X32=rbind(0,X31[-n,])
  X42=rbind(0,X41[-n,])
  X52=rbind(0,X51[-n,])
  X13=rbind(0,X12[-n,])
  X23=rbind(0,X22[-n,])
}
```

Lampiran 9 (lanjutan)

```
X33=rbind(0,X32[-n,])
X43=rbind(0,X42[-n,])
X53=rbind(0,X52[-n,])
X0Help4 = matrix(0,11,2)
X14=rbind(X0Help4,X11[1:n12, ])
X24=rbind(X0Help4,X21[1:n12, ])
X34=rbind(X0Help4,X31[1:n12, ])
X44=rbind(X0Help4,X41[1:n12, ])
X54=rbind(X0Help4,X51[1:n12, ])
X0Help5 = matrix(0,23,2)
X15=rbind(X0Help5,X11[1:n24, ])
X25=rbind(X0Help5,X21[1:n24, ])
X35=rbind(X0Help5,X31[1:n24, ])
X45=rbind(X0Help5,X41[1:n24, ])
X55=rbind(X0Help5,X51[1:n24, ])
mX11=rbind(X11,X0,X0,X0,X0)
mX21=rbind(X0,X21,X0,X0,X0)
mX31=rbind(X0,X0,X31,X0,X0)
mX41=rbind(X0,X0,X0,X41,X0)
mX51=rbind(X0,X0,X0,X0,X51)
datax1=cbind(mX11,mX21,mX31,mX41,mX51)
mX12=rbind(X12,X0,X0,X0,X0)
mX22=rbind(X0,X22,X0,X0,X0)
mX32=rbind(X0,X0,X32,X0,X0)
mX42=rbind(X0,X0,X0,X42,X0)
mX52=rbind(X0,X0,X0,X0,X52)
datax2=cbind(mX12,mX22,mX32,mX42,mX52)
mX13=rbind(X13,X0,X0,X0,X0)
mX23=rbind(X0,X23,X0,X0,X0)
mX33=rbind(X0,X0,X33,X0,X0)
mX43=rbind(X0,X0,X0,X43,X0)
mX53=rbind(X0,X0,X0,X0,X53)
datax3=cbind(mX13,mX23,mX33,mX43,mX53)
mX14=rbind(X14,X0,X0,X0,X0)
mX24=rbind(X0,X24,X0,X0,X0)
mX34=rbind(X0,X0,X34,X0,X0)
mX44=rbind(X0,X0,X0,X44,X0)
mX54=rbind(X0,X0,X0,X0,X54)
datax4=cbind(mX14,mX24,mX34,mX44,mX54)
mX15=rbind(X15,X0,X0,X0,X0)
mX25=rbind(X0,X25,X0,X0,X0)
mX35=rbind(X0,X0,X35,X0,X0)
mX45=rbind(X0,X0,X0,X45,X0)
mX55=rbind(X0,X0,X0,X0,X55)
datax5=cbind(mX15,mX25,mX35,mX45,mX55)
datax=cbind(datax1,datax2,datax3,datax4,datax5)
}
```

Lampiran 9 (lanjutan)

- *Source code* untuk pendugaan parameter

```
leastsquare<-function(y,cx)
{
  Y=y
  n=nrow(DI)*ncol(DI)
  X=cx
  m=ncol(cx)
  b=(solve(t(X)%*%X))%*%(t(X)%*%t(Y))
  Y_hat=X%*%b
  e=Y-Y_hat
  SSR=sum((Y_hat-mean(Y))^2)
  SSE=sum(e^2)
  SST=SSR+SSE
  MSR=SSR/m
  MSE=SSE/(n-m)
  F=MSR/MSE
  cov_b=solve(t(X)%*%X)*MSE
  se_b=sqrt(diag(cov_b))
  t_value=(1/se_b)*b
  p_value=(1-pt(abs(t_value),n))
  cat("=====\n")
  cat("=====ESTIMASI PARAMETER=====\\n")
  cat("=====\n")

  cat("
      estimate   std.error   t_value   p_value           \\n")
  for(i in 1:m)
  {
    cat(      "X
      ",t_value[i],"
      ",se_b[i],"
      ",p_value[i],"\\n")
  }

  cat("\\n")
  cat("=====Analysis of Variance=====\\n")
  cat("Source          DF      SS      MS      F\\n")
  cat("Regression      ",m,SSR,MSR,F,"\\n")
  cat("Residual error   ",(n-m),SSE,MSE,"\\n")
  cat("Total           ",n,SST,"\\n")

}
```

Lampiran 9 (lanjutan)

- *Code untuk memanggil source code*

```
> DI<-read.table("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R  
fix\\code\\CurahHujanDataAwal.txt")  
> W<-read.table("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\bobot seragam.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\inputy.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\inputx.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\inputw.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\temp x_v.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\inputv.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\combinex.txt")  
> source("D:\\KULIAH\\SKRIPSI\\R fix\\code\\leastsquare.txt")  
> y=inputy(DI)  
> x=inputX1(DI)  
> xv=inputxv(DI)  
> w=inputW(W)  
> v=inputV(xv,w,DI)  
> cx=combinex24(x,v)  
> ls=leastsquare(y,cx)
```

Lampiran 10 : Output R untuk Pendugaan Parameter

=====ESTIMASI PARAMETER=====

	estimate	std.error	t_value	p_value
X	0.4579741	0.2242129	2.042586	0.02072860
X	0.06323263	0.1839452	0.343758	0.3655643
X	0.1963359	0.1938672	1.012734	0.1557637
X	0.2913266	0.1870632	1.557370	0.05991107
X	0.3092087	0.2198026	1.406756	0.07996554
X	0.1636532	0.1890758	0.8655426	0.1935147
X	-0.1006677	0.1206433	-0.8344241	0.2021594
X	0.7673453	0.1683081	4.559171	3.016882e-06
X	0.1717345	0.1163191	1.476408	0.07013587
X	0.5747269	0.1816807	3.163390	0.0008124858
X	-0.1205282	0.2287447	-0.5269117	0.2992086
X	0.01779525	0.1856576	0.09584988	0.4618332
X	-0.02401990	0.2000041	-0.120097	0.4522199
X	-0.09577838	0.1925241	-0.4974878	0.3094985
X	0.05990686	0.2223272	0.2694535	0.3938290
X	-0.1341708	0.1927294	-0.6961619	0.2432761
X	0.1075778	0.1229985	0.8746265	0.1910344

Lampiran 10 (lanjutan)

	estimate	std.error	t_value	p_value
X	-0.2302675	0.1820682	-1.264732	0.1031883
X	-0.1368542	0.1191780	-1.148318	0.1256093
X	0.04800106	0.1856180	0.2586012	0.3980084
X	-0.4938377	0.2247917	-2.196868	0.01417391
X	0.3197201	0.1689163	1.892772	0.02939448
X	0.02509274	0.1971337	0.1272880	0.449374
X	-0.02310274	0.1694156	-0.1363672	0.4457845
X	-0.1878206	0.2207125	-0.8509742	0.1975333
X	0.1322234	0.1811879	0.7297588	0.2328875
X	0.1235725	0.1229017	1.005458	0.157507
X	-0.2076989	0.1688288	-1.230234	0.1095057
X	0.02485733	0.1114025	0.2231309	0.4117485
X	-0.04703346	0.1845971	-0.2547898	0.3994791
X	0.005790566	0.2216380	0.02612623	0.4895819
X	0.3315196	0.1807618	1.834014	0.03353227
X	-0.1981952	0.2115267	-0.9369748	0.1745429
X	0.4270647	0.1993538	2.142245	0.01625427
X	-0.2323591	0.2174630	-1.068500	0.1428267
X	0.536493	0.1931665	2.77736	0.002811403
X	0.07663956	0.1242886	0.6166259	0.2688382

Lampiran 10 (lanjutan)

	estimate	std.error	t_value	p_value
X	0.4471835	0.1571052	2.846394	0.002273767
X	0.5201474	0.1234194	4.214472	1.411027e-05
X	-0.09860357	0.1927535	-0.5115528	0.3045604
X	-0.04943656	0.2318328	-0.2132423	0.4155992
X	0.1358269	0.1898913	0.7152875	0.2373316
X	-0.05999171	0.2199061	-0.272806	0.3925403
X	0.1852545	0.2023417	0.9155526	0.1801041
X	0.1372384	0.2259750	0.6073168	0.2719161
X	-0.003612969	0.2019852	-0.01788729	0.4928669
X	0.0602059	0.1251388	0.4811129	0.3152912
X	0.01326952	0.1610581	0.0823896	0.4671799
X	-0.1536178	0.1278047	-1.201973	0.1148846
X	0.4088035	0.1938070	2.109333	0.01763023

=====Analysis of Variance=====

Source	DF	SS	MS	F
Regression	50	17451.56	349.0311	25.26413
Residual error	670	9256.24	13.81528	
Total	720	26707.79		

>

Lampiran 11 : Perhitungan Matriks Model GSTAR-I

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \\ Z_5^*(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.458 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.196 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.309 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.101 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.172 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.063 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.291 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.164 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.767 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.575 \end{bmatrix} \\
 &\quad \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \\ Z_5^*(t-1) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -0.121 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.024 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.060 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.108 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.137 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.018 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.096 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.134 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.230 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.048 \end{bmatrix} \\
 &\quad \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \\ Z_5^*(t-2) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -0.494 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.025 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.188 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.124 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.025 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.320 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.023 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.132 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.208 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.047 \end{bmatrix} \\
 &\quad \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-3) \\ Z_2^*(t-3) \\ Z_3^*(t-3) \\ Z_4^*(t-3) \\ Z_5^*(t-3) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} 0.006 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.198 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.232 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.077 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.520 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.332 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.427 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.536 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.447 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.099 \end{bmatrix} \\
 &\quad \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \\ Z_4^*(t-12) \\ Z_5^*(t-12) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Lampiran 11 (lanjutan)

$$+ \begin{bmatrix} -0.049 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.060 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.137 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.060 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0.154 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.136 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.185 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.004 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.013 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.409 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-24)}^* \\ Z_{2(t-24)}^* \\ Z_{3(t-24)}^* \\ Z_{4(t-24)}^* \\ Z_{5(t-24)}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1(t)} \\ e_{2(t)} \\ e_{3(t)} \\ e_{4(t)} \\ e_{5(t)} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.458 & 0.01575 & 0.01575 & 0.01575 & 0.01575 \\ 0.07275 & 0.196 & 0.07275 & 0.07275 & 0.07275 \\ 0.041 & 0.041 & 0.309 & 0.041 & 0.041 \\ 0.19175 & 0.19175 & 0.19175 & -0.101 & 0.19175 \\ 0.14375 & 0.14375 & 0.14375 & 0.14375 & 0.172 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-1)}^* \\ Z_{2(t-1)}^* \\ Z_{3(t-1)}^* \\ Z_{4(t-1)}^* \\ Z_{5(t-1)}^* \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} -0.121 & 0.0045 & 0.0045 & 0.0045 & 0.0045 \\ -0.024 & -0.024 & -0.024 & -0.024 & -0.024 \\ -0.0335 & -0.0335 & 0.06 & -0.0335 & -0.0335 \\ -0.0575 & -0.0575 & -0.0575 & 0.108 & -0.0575 \\ 0.012 & 0.012 & 0.012 & 0.012 & -0.137 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-2)}^* \\ Z_{2(t-2)}^* \\ Z_{3(t-2)}^* \\ Z_{4(t-2)}^* \\ Z_{5(t-2)}^* \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} -0.494 & 0.08 & 0.08 & 0.08 & 0.08 \\ -0.00575 & 0.025 & -0.00575 & -0.00575 & -0.00575 \\ 0.033 & 0.033 & -0.188 & 0.033 & 0.033 \\ -0.052 & -0.052 & -0.052 & 0.124 & -0.052 \\ -0.01175 & -0.01175 & -0.01175 & -0.01175 & 0.025 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-3)}^* \\ Z_{2(t-3)}^* \\ Z_{3(t-3)}^* \\ Z_{4(t-3)}^* \\ Z_{5(t-3)}^* \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} 0.006 & 0.083 & 0.083 & 0.083 & 0.083 \\ 0.10675 & -0.198 & 0.10675 & 0.10675 & 0.10675 \\ 0.134 & 0.134 & -0.232 & 0.134 & 0.134 \\ 0.11175 & 0.11175 & 0.11175 & 0.077 & 0.11175 \\ -0.02475 & -0.02475 & -0.02475 & -0.02475 & 0.52 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-12)}^* \\ Z_{2(t-12)}^* \\ Z_{3(t-12)}^* \\ Z_{4(t-12)}^* \\ Z_{5(t-12)}^* \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} -0.049 & 0.034 & 0.034 & 0.034 & 0.034 \\ 0.04625 & -0.06 & 0.04625 & 0.04625 & 0.04625 \\ -0.001 & -0.001 & 0.137 & -0.001 & -0.001 \\ 0.00325 & 0.00325 & 0.00325 & 0.06 & 0.00325 \\ 0.10225 & 0.10225 & 0.10225 & 0.10225 & -0.154 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1(t-24)}^* \\ Z_{2(t-24)}^* \\ Z_{3(t-24)}^* \\ Z_{4(t-24)}^* \\ Z_{5(t-24)}^* \end{bmatrix}$$

Lampiran 12 : Makro Minitab Pengujian Normal Multivariat

```
macro
qq x.1-x.p
mconstant i n p t chis
mcolumn d x.1-x.p dd pi q ss tt
mmatrix s sinv ma mb mc md
let n=count(x.1)
cova x.1-x.p s
invert s sinv
do i=1:p
let x.i=x.i-mean(x.i)
enddo
do i=1:n
copy x.1-x.p ma;
use i.
transpose ma mb
multiply ma sinv mc
multiply mc mb md
copy md tt
let t=tt(1)
let d(i)=t
enddo
set pi
1:n
end
let pi=(pi-0.5)/n
sort d dd
invcdf pi q;
chis p.
plot q*dd
invcdf 0.5 chis;
chis p.
let ss=dd<chis
let t=sum(ss)/n
print t
if t>0.5
note distribusi data multinormal
endif
if t<0.5
note bukan multinormal
endif
endmacro
```