

APLIKASI MODEL GSTAR-I DENGAN PENDEKATAN INVERS MATRIKS AUTOKOVARIANS (IMAK) PADA PRAKIRAAN CURAH HUJAN DI PROVINSI BANTEN

Sri Maslikha, Nina Fitriyati, dan Mahmudi

Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta
Email: srimaslikha@gmail.com

Abstract: Rain is the most important elements of the climate in Indonesia because it has a very high diversity both in time and in place. Therefore, the study of climate is more focused on the rain. In general, rainfall is the time series data that is linked between locations so one forecasting model that can be used is GSTAR-I. This study discusses on the forecast rainfall using GSTAR-I with Invers of Autocovariance Matrix (IaCM) approach. We use rainfall data in Serang Meteorological Station, Climatology Station Pondok Betung, Curug Meteorological Station, Cengkareng Meteorological Station and Tangerang Geophysics Station. Each location is assumed to have the same distance so we use uniform weighting matrix. There are some GSTAR-I models in the identification step i.e. the GSTAR-I (1; 0), GSTAR-I (2; 0), GSTAR-I (3; 0), GSTAR-I (1; 1) and GSTAR -I (2; 1). Based on the Mean Square Residual (MSR) value, GSTAR-I (1; 0) is the best forecast model.

Keywords: *rainfall, GSTAR, IaCM approach, uniform weighting matrix, MSR.*

Abstrak: Hujan merupakan unsur iklim yang paling penting di Indonesia karena memiliki keragaman yang sangat tinggi baik menurut waktu maupun menurut tempat. Oleh karena itu, kajian mengenai iklim lebih diarahkan pada hujan. Secara umum, curah hujan merupakan data deret waktu yang mempunyai keterkaitan antarlokasi sehingga salah satu model prakiraan yang dapat digunakan adalah model GSTAR-I. Pada penelitian ini, akan dibahas mengenai prakiraan curah hujan menggunakan model GSTAR-I dengan pendekatan Invers Matriks Autokovarians (IMAK). Data yang digunakan adalah data curah hujan di Stasiun Meteorologi Serang, Stasiun Klimatologi Pondok Betung, Stasiun Meteorologi Curug, Stasiun Meteorologi Cengkareng dan Stasiun Geofisika Tangerang. Diasumsikan setiap lokasi memiliki jarak yang sama sehingga digunakan matriks bobot seragam. Hasil identifikasi model menunjukkan bahwa beberapa model GSTAR-I yang mungkin adalah GSTAR-I (1;0), GSTAR-I (2;0), GSTAR-I (3;0), GSTAR-I (1;1) dan GSTAR-I (2;1). Berdasarkan nilai *Mean Square Residual* (MSR) diperoleh GSTAR-I (1;0) adalah model prakiraan terbaik.

Kata kunci: *Curah Hujan, GSTAR-I, pendekatan IMAK, matriks bobot seragam, MSR.*

PENDAHULUAN

Hujan adalah jatuhnya hydrometeor yang berupa partikel-partikel air dengan diameter 0.5 mm atau lebih. Hujan juga dapat didefinisikan dengan uap yang mengkondensasi dan jatuh ke tanah dalam rangkaian proses hidrologi. Hujan merupakan salah satu bentuk presipitasi uap air yang berasal dari awan yang terdapat di atmosfer. Bentuk presipitasi lainnya adalah salju dan es. Hujan merupakan unsur fisik lingkungan yang paling beragam

baik menurut waktu maupun tempat. Intensitas hujan adalah banyaknya curah hujan persatuan jangka waktu tertentu [1].

Curah hujan merupakan ketinggian air hujan yang terkumpul dalam tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap, dan tidak mengalir. Satuan curah hujan yang diterapkan di Indonesia adalah milimeter (mm) yang berarti bahwa dalam luasan satu meter persegi pada tempat yang datar tertampung air setinggi satu milimeter atau tertampung air sebanyak satu liter. Pengamatan curah hujan yang dilakukan di Balai Besar Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BBMKG) dilakukan setiap hari dalam kurun waktu 24 jam yang dilaksanakan setiap pukul 00.00 GMT [1]. Karena curah hujan merupakan data deret waktu yang mempunyai keterkaitan antarlokasi, maka prakiraan curah hujan dapat memanfaatkan analisis deret waktu yang mengandung unsur lokasi (*space*) dan waktu (*time*).

Salah satu model prakiraan yang populer dan banyak diterapkan untuk prakiraan data deret waktu yang mengandung unsur waktu dan lokasi adalah model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Model GSTAR merupakan generalisasi dari model *Space Time Autoregressive* (STAR) yang juga merupakan spesifikasi dari model *Vector Autoregressive* (VAR). Perbedaan yang mendasar antara model GSTAR dan model STAR terletak pada pengasumsian parameternya. Model STAR mengasumsikan lokasi-lokasi yang digunakan dalam penelitian adalah sama. Sehingga model ini hanya dapat diterapkan pada lokasi yang bersifat seragam. Sedangkan pada model GSTAR terdapat asumsi yang menyatakan bahwa lokasi-lokasi penelitian dapat bersifat heterogen. Perbedaan antarlokasi ini ditunjukkan melalui matriks pembobot. Oleh karena itu, model GSTAR cocok digunakan untuk data yang stasioner dengan karakteristik lokasi yang heterogen [2].

Pada penelitian ini akan dibahas aplikasi model GSTAR-I pada prakiraan curah hujan di Provinsi Banten menggunakan pendekatan Invers Matriks Autokovarians (IMAK) untuk memeriksa kestasioneran proses ruang-waktunya. IMAK adalah invers dari matriks autokovarian yang elemen-elemennya adalah parameter GSTAR. Pendekatan ini dikembangkan oleh Mukhaiyar dkk [3]. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data curah hujan di Stasiun Meteorologi Serang, Stasiun Klimatologi Pondok Betung, Stasiun Meteorologi Curug, Stasiun Meteorologi Cengkareng dan Stasiun Geofisika Tangerang dengan asumsi bahwa setiap lokasi memiliki jarak yang sama.

METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan di Provinsi Banten, yaitu: Stasiun Meteorologi Serang (Z_1), Stasiun Klimatologi Pondok Betung (Z_2), Stasiun Meteorologi Curug (Z_3), Stasiun Meteorologi Cengkareng (Z_4), dan Stasiun Geofisika Tangerang (Z_5) untuk bulan Januari 2013 sampai dengan bulan Desember 2014 yang didapat dari BBMKG (Balai Besar Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika) Wilayah II. Data berjumlah 132 dan dibagi menjadi 2 yaitu: 120 data untuk membuat model, dan 12 data untuk validasi model.

Berikut adalah langkah-langkah yang akan dilakukan pada prakiraan curah hujan menggunakan model GSTAR-I dengan pendekatan IMAK:

1. Data terpusat.

Data terpusat dihitung menggunakan rumus:

$$z_{ij} = y_{ij} - \bar{y}_i$$

Dengan z_{ij} adalah data hasil pengurangan data asli dengan rata-rata pada lokasi ke i pengamatan ke j .

2. Kestasioneran Data

Ada beberapa cara untuk menentukan kestasioneran data. Langkah pertama dalam menguji kestasioneran data adalah dengan melihat plot data untuk setiap variabel dan diperkuat menggunakan uji kestasioneran yaitu uji *Correlogram* dan uji akar unit (*unit root test*). Uji *Correlogram* dilakukan dengan cara melihat plot ACF dan PACF. Jika grafik ACF membangun sebuah histogram yang menurun cepat dengan pola eksponensial maka data dikatakan stasioner dalam rata-rata, namun jika ACF cenderung turun lambat mengikuti pola garis lurus maka dapat dikatakan data belum stasioner dalam rata-rata. Sedangkan uji akar unit dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk menentukan apakah suatu data mengandung akar unit atau tidak.

Setelah stasioner terhadap rata-rata kemudian dilakukan uji kestasioneran dalam variansi dengan melakukan differencing atau proses transformasi Box-Cox.

3. Uji Kausalitas Granger

Uji ini dilakukan dengan menggunakan distribusi χ^2 -wald. Setiap variabel dipertukarkan dari variabel endogen menjadi variable eksogen untuk diuji hubungan kausalitas. Hipotesis pada uji ini adalah

- H0: $Z_2, Z_3, Z_4,$ dan Z_5 tidak mempengaruhi Z_1 .
H1: $Z_2, Z_3, Z_4,$ dan Z_5 mempengaruhi Z_1 .
- H0: $Z_1, Z_3, Z_4,$ dan Z_5 tidak mempengaruhi Z_2 .
H1: $Z_1, Z_3, Z_4,$ dan Z_5 mempengaruhi Z_2 .
- H0: $Z_1, Z_2, Z_4,$ dan Z_5 tidak mempengaruhi Z_3 .
H1: $Z_1, Z_2, Z_4,$ dan Z_5 mempengaruhi Z_3 .
- H0: $Z_1, Z_2, Z_3,$ dan Z_5 tidak mempengaruhi Z_4 .
H1: $Z_1, Z_2, Z_3,$ dan Z_5 mempengaruhi Z_4 .
- H0: $Z_1, Z_2, Z_3,$ dan Z_4 tidak mempengaruhi Z_5 .
H1: $Z_1, Z_2, Z_3,$ dan Z_4 mempengaruhi Z_5 .

4. Matriks Bobot

Matriks bobot yang digunakan pada penelitian ini adalah matriks bobot seragam (*Uniform Weights*). Terlebih dahulu ubah satuan derajat, menit dan detik pada koordinat yang menunjukkan letak stasiun hujan ke dalam satuan jarak (meter). Kemudian hitung jarak Euclidean dari setiap stasiun untuk mendapatkan matriks bobot seragam.

5. Identifikasi model GSTAR-I menggunakan *Space Time Autocorrelation Function* (STACF) dan *Space Time Partial Autocorrelation Function* (STPACF)

Nilai STACF antara lag spasial l dan k pada waktu s diestimasi menggunakan [5]

$$\hat{\rho}_{lk}(s) = \frac{\hat{\gamma}_{lk}(s)}{[\hat{\gamma}_{ll}(s)\hat{\gamma}_{kk}(s)]^{1/2}}$$

$$\hat{\rho}_{lk}(s) = \frac{\sum_{t=1}^N \sum_{t=1}^{T-s} L^{(l)} \nabla^d Z_i(t) L^{(k)} \nabla^d Z_i(t+s)}{\left[\sum_{t=1}^N \sum_{t=1}^T \left(L^{(l)} \nabla^d Z_i(t) \right)^2 \sum_{t=1}^N \sum_{t=1}^T \left(L^{(k)} \nabla^d Z_i(t) \right)^2 \right]^{1/2}}$$

dengan $L^{(l)}$ adalah operator lag spasial dari lag spasial l dan

$$L^{(l)} \nabla^d Z_i(t) = \begin{cases} \nabla^d Z_i(t), & l = 0 \\ \sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)} \nabla^d Z_i(t), & l = 1, 2, \dots, \lambda_p. \end{cases}$$

Nilai STPACF untuk lag spasial λ adalah koefisien terakhir dari ϕ_{hl} ($l = 0, 1, \dots, \lambda$, dan $h = 1, 2, \dots$) pada persamaan space time Yule Walker berikut:

$$\begin{bmatrix} \gamma_{00}(1) \\ \gamma_{10}(1) \\ \vdots \\ \gamma_{\lambda 0}(1) \\ \gamma_{00}(2) \\ \gamma_{10}(2) \\ \vdots \\ \gamma_{\lambda 0}(2) \\ \vdots \\ \gamma_{00}(h) \\ \gamma_{10}(h) \\ \vdots \\ \gamma_{\lambda 0}(h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{00}(0) & \gamma_{01}(0) & \dots & \gamma_{0\lambda}(0) & \gamma_{00}(-1) & \gamma_{01}(-1) & \dots & \gamma_{0\lambda}(-1) & & & \\ \gamma_{10}(0) & \gamma_{11}(0) & \dots & \gamma_{1\lambda}(0) & \gamma_{10}(-1) & \gamma_{11}(-1) & \dots & \gamma_{1\lambda}(-1) & \dots & (1-h) & \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & & & \\ \gamma_{\lambda 0}(0) & \gamma_{\lambda 1}(0) & \dots & \gamma_{\lambda \lambda}(0) & \gamma_{\lambda 0}(-1) & \gamma_{\lambda 1}(-1) & \dots & \gamma_{\lambda \lambda}(-1) & & & \\ \hline & & & (1) & & & & & & & \\ & & & & & & & (0) & & \dots & (2-h) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hline & & & (h-1) & & & & (h-2) & & \dots & (0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{11} \\ \vdots \\ \phi_{1\lambda} \\ \phi_{20} \\ \phi_{21} \\ \vdots \\ \phi_{2\lambda} \\ \vdots \\ \phi_{p0} \\ \phi_{p1} \\ \vdots \\ \phi_{h\lambda} \end{bmatrix}$$

Model GSTAR-I dapat dibentuk dengan melihat STACF yang berpola *tail off* (pola membentuk gelombang) dan STPACF yang berpola *cut off* setelah lag waktu p dan lag spasial λ_p .

6. Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan dengan metode Least Square dengan meminimumkan jumlah kuadrat error.

7. IMAk

1) IMAk untuk Proses GSTAR-I (1;1)

Fakta 1:

Misalkan Y_t adalah vektor observasi pada waktu t yang mengikuti proses GSTAR-I (1;1). Untuk N banyak lokasi yang diamati, diperoleh IMAk dari proses Y_t sebagai $M_1^{(l)} = I_N - A_1 A_1$ dengan $A = \phi_{10} + \phi_{11}$ [3].

2) Syarat Stasioneritas Model GSTAR-I (1;1) menggunakan IMAk

Kondisi stasioneritas dari model GSTAR-I dapat diturunkan dari kondisi stasioneritas model VAR sesuai dengan teorema dan proposisi-proposisi berikut [3]:

Teorema 1

Jika $\phi_{10}^{(i)}$ dan $\phi_{11}^{(i)}$ memenuhi $|\phi_{10}^{(i)} + \phi_{11}^{(i)}| \leq 1$ dan $|\phi_{10}^{(i)} - \phi_{11}^{(i)}| \leq 1$ untuk $i = 1, 2, \dots, N$ setiap maka GSTAR-I (1;1) stasioner.

Proposisi 1

Proses GSTAR-I (1;1) stasioner \leftrightarrow matriks $M_1^{(1)}$ adalah definit positif.

Proposisi 2

Proses GSTAR-I (1;1) merupakan proses yang stasioner \leftrightarrow

1. semua nilai eigen dari $M_1^{(1)}$ adalah bilangan riil positif,
2. determinan dari submatriks utama dari $M_1^{(1)}$ adalah positif.

Proposisi 3

Matriks $M_1^{(1)}$ adalah definit positif $\rightarrow |\alpha(A_1)| < 1$.

8. Model Prakiraan

Menurut Nurhayati dkk. [6], model one-step ahead forecast dengan h=1 untuk model GSTAR-I(1,0) adalah

$$\nabla^d \widehat{Z}_{T+j-1}(1) = \phi_{10} \nabla^d \widehat{Z}(T+j-1), \quad j = 1, 2, \dots, 12.$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Terpusat

Analisis deskriptif data pada penelitian ini dijelaskan dengan tabel statistik deskriptif. Deskripsi secara statistik dari data pengujian dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

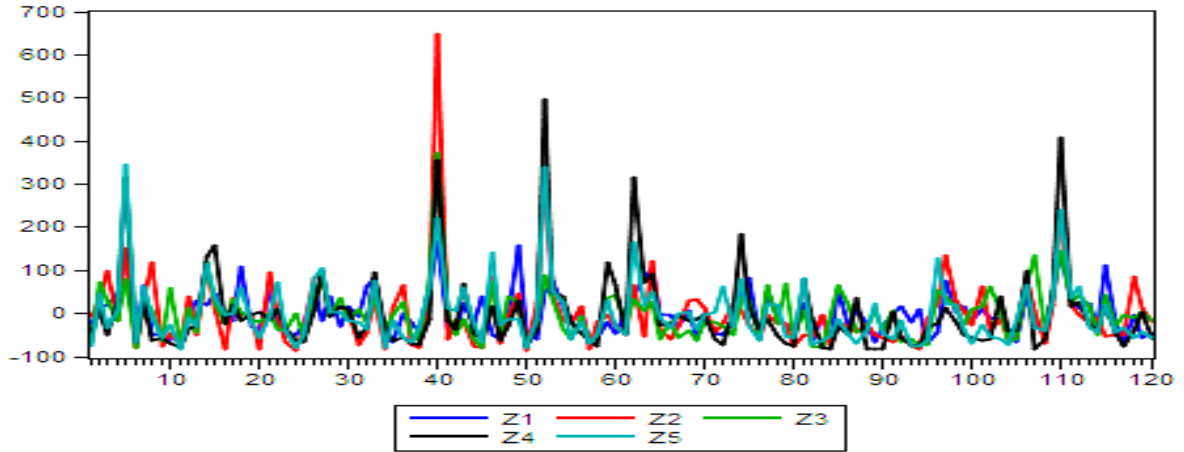
Tabel 1. Statistik Deskriptif Curah Hujan Tahun 2003 sampai Tahun 2014

Variabel	Mean	Variansi	Min	Maks
Y ₁ (Stasiun Meteorologi Serang)	69,22	2703,012	1	237
Y ₂ (Stasiun Klimatologi Pondok Betung)	85,89	7841,936	0	735,5
Y ₃ (Stasiun Meteorologi Curug)	79,46	3598,783	0	452,7
Y ₄ (Stasiun Meteorologi Cengkareng)	80,51	9369,992	0	578,1
Y ₅ (Stasiun Geofisika Tangerang)	80,00	2060,698	0	428

Plot data terpusat untuk curah hujan dapat dilihat pada Gambar 1.

Uji Kestasioneran

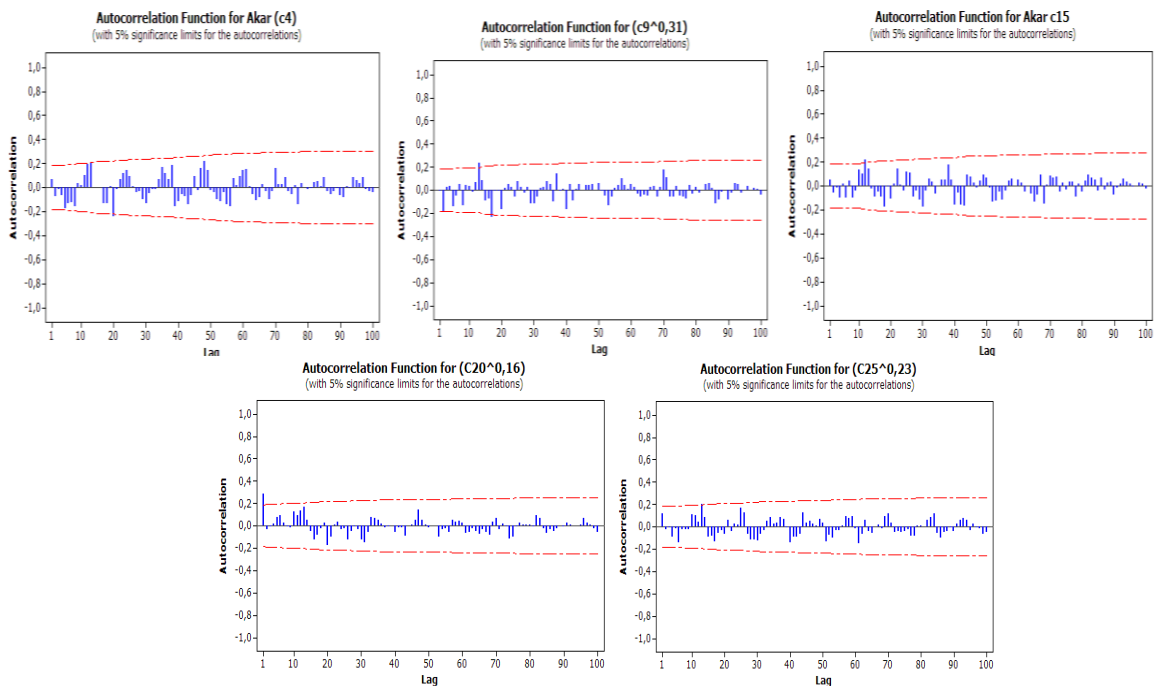
Stasioner pada variansi apabila $Var(Z_t) = Var(Z_{t-k})$ untuk semua t dan k sehingga fungsi rata-rata konstan untuk semua waktu [1]. Hasil Uji Stasionertitas dalam varian akan disajikan pada Tabel 2. Pengujian kestasioneran terhadap rata-rata dilakukan melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF) untuk masing-masing lokasi pada Gambar 2.



Gambar 1. Plot Data Terpusat Curah Hujan Tahun 2003 sampai dengan Tahun 2014 di Provinsi Banten

Tabel 2. Hasil Uji Stasioneritas dalam Varian

Data	λ	Transformasi I	λ	Transformasi II	λ	Keterangan
Z ₁	0.50	$\sqrt{Z_1}$	0.50	$\sqrt{\sqrt{Z_1}}$	1.00	Stasioner
Z ₂	0.31	$(Z_2)^{0.31}$	1.00	—	—	Stasioner
Z ₃	0.50	$\sqrt{Z_3}$	0.50	$\sqrt{\sqrt{Z_3}}$	1.00	Stasioner
Z ₄	0.16	$(Z_4)^{0.16}$	1.00	—	—	Stasioner
Z ₅	0.23	$(Z_5)^{0.23}$	1.00	—	—	Stasioner



Gambar 2 Plot ACF Data Curah Hujan untuk Lima Lokasi Di Banten

Berdasarkan Gambar 2 terlihat bahwa data curah hujan di Provinsi Banten belum stasioner terhadap rata-rata karena ada beberapa data yang keluar dari lag. Hasil ini diperkuat oleh hasil uji ADF (*Augmentasi Dickey-Fuller*) pada Gambar 3.

Method	Statistic	Prob.**	Cross-sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	-7.76825	0.0000	4	463
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
Im, Pesaran and Shin W-stat	-18.7727	0.0000	4	463
ADF - Fisher Chi-square	176.707	0.0000	3	346
PP - Fisher Chi-square	55.2620	0.0000	3	354

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

Gambar 3. Hasil Uji ADF

Uji Kausalitas Granger

Hasil uji Kausalitas Granger dapat dilihat pada Tabel 3. Berdasarkan hasil ini, dari 5 lokasi di provinsi Banten hanya 3 lokasi yang memiliki keterkaitan, yaitu Stasiun Meteorologi Serang, Stasiun Klimatologi Pondok Betung, dan Stasiun Meteorologi Curug.

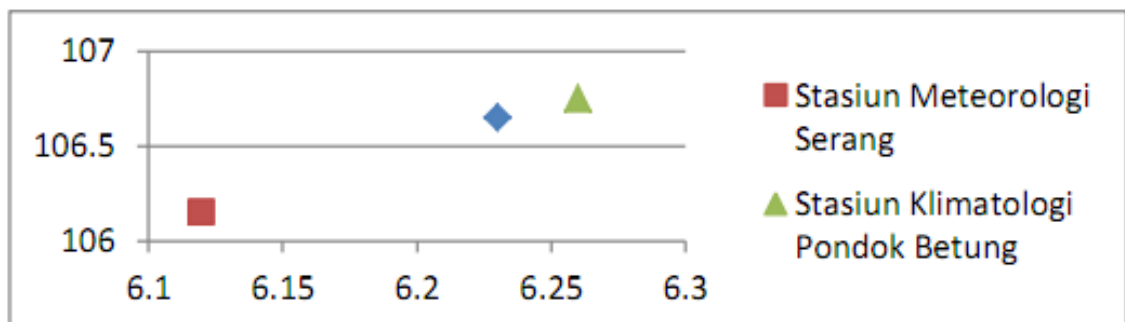
Tabel 3. Hasil Uji Kausalitas Granger

Test	DF	Chi-Square	P-Value
1	8	8.641984	0.3734
2	8	19.23792	0.0136
3	8	18.67849	0.0167
4	8	1.443388	0.9936
5	8	8.629322	0.3745

Identifikasi Model GSTAR-I

a. Matriks Bobot

Penentuan matriks bobot sangat penting dalam memodelkan GSTAR-I. Berikut adalah koordinat dari 3 lokasi:



Gambar 4. Koordinat dari 3 lokasi.

Matriks bobot seragam untuk 3 lokasi di atas pada lag spasial 0 dan lag spasial 1 adalah

$$W^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad W^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \end{bmatrix}.$$

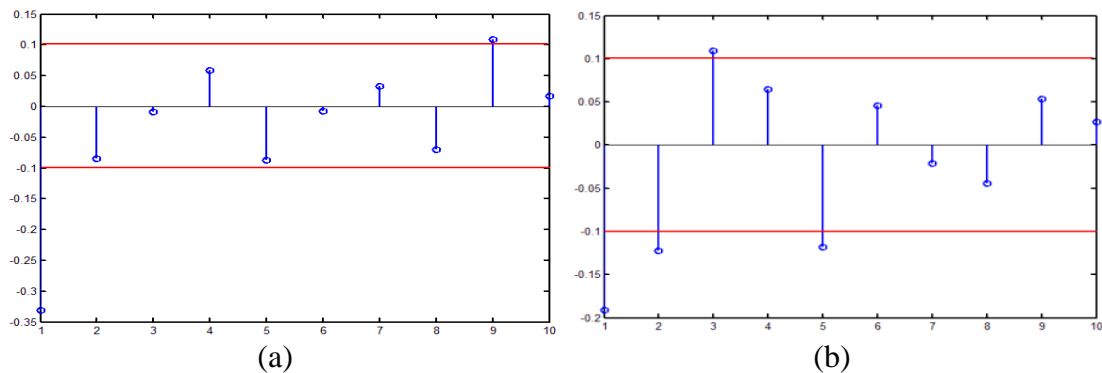
Identifikasi Model GSTAR-I

Langkah selanjutnya untuk menentukan model GSTAR-I adalah mengidentifikasi kemungkinan model-model GSTAR-I dengan cara menghitung nilai STACF dan nilai STPACF (Tabel 4).

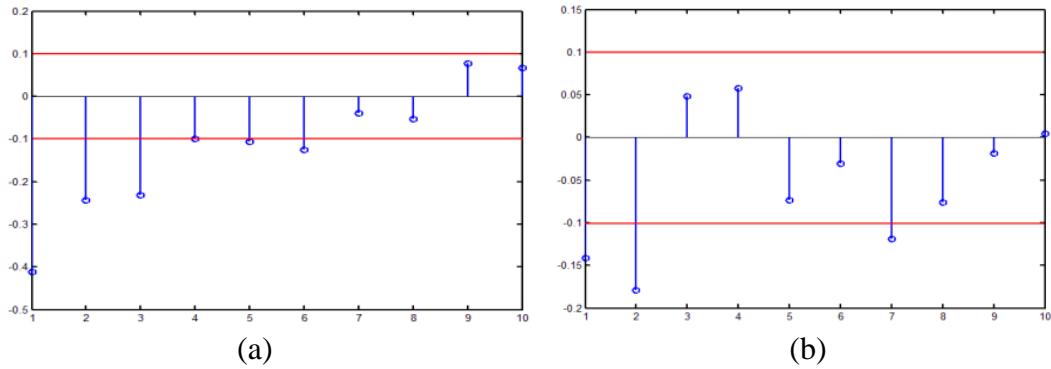
Tabel 4. Nilai STACF dan STPACF

Lag Spasial \ Lag Waktu	STACF		STPACF	
	0	1	0	1
1	-0.3316	-0.1914	-0.4119	-0.1416
2	-0.0843	-0.1221	-0.2433	-0.1792
3	-0.0088	0.1093	-0.2314	-0.0482
4	0.0591	0.0649	-0.0988	0.0577
5	-0.0874	-0.1181	-0.1062	-0.0737
6	-0.0074	0.0457	-0.1259	-0.0307
7	0.0333	-0.0210	-0.0392	-0.1190
8	-0.0700	-0.0439	-0.0524	-0.0757
9	0.1094	0.0537	0.0776	-0.0184
10	0.0170	0.0268	0.0667	-0.0046

Berdasarkan Tabel 4 terlihat bahwa nilai STACF membentuk pola *tail off* dan STPACF membentuk pola *cut off*. Selanjutnya akan diperlihatkan plot data dari STACF (Gambar 5) dan STPACF (Gambar 6) untuk mempermudah menentukan model GSTAR-I.



Gambar 5. Plot Nilai STACF Menggunakan Matriks Bobot Seragam pada (a) Lag Spasial 0 (b) Lag Spasial 1



Gambar 6. Plot Nilai STPACF Menggunakan Matriks Bobot Seragam Pada (a) Lag Spasial 0 (b) Lag Spasial 1

Berdasarkan Gambar 5 dan Gambar 6 terlihat bahwa plot nilai STACF membentuk pola *tail off* dan plot nilai STPACF membentuk pola *cut off*, sehingga model GSTAR-I yang mungkin adalah model GSTAR-I (1 ; 0), GSTAR-I (2 ; 0), GSTAR-I (3;0), GSTAR-I (1;1) dan GSTAR-I (2;1).

Estimasi Parameter

Estimasi parameter model GSTAR-I menggunakan metode *least square*. Uji signifikansi parameter yang digunakan pada pengujian parameter GSTAR-I adalah uji-*t* tertera pada Tabel 5.

Tabel 5. Taksiran parameter Model GSTAR-I

Model GSTAR-I($p; \lambda_1, \dots, \lambda_N$)							
Orde		Matriks Bobot Seragam				Kriteria Pengujian	Kesimpulan
		Nilai Parameter	Standar Error	<i>t</i> -hitung	<i>t</i> -tabel		
(1;0)	$\phi_{10}^{(1)}$	-0.4119	0.0872	4.72	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{10}^{(2)}$	-0.2021	0.0787	2.56	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{10}^{(3)}$	-0.4239	0.0936	4.52	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
(2;0)	$\phi_{20}^{(1)}$	-0.5143	0.1346	3.82	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{20}^{(2)}$	-0.2705	0.1218	2.22	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{20}^{(3)}$	-0.4360	0.1372	3.18	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
(3;0)	$\phi_{30}^{(1)}$	-0.4676	0.1777	2.63	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{30}^{(2)}$	-0.3440	0.1604	2.14	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{30}^{(3)}$	-0.4958	0.1889	2.62	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
(1;1)	$\phi_{10}^{(1)}$	-0.4416	0.0326	13.55	1.65	H_0 ditolak	Signifikan
	$\phi_{10}^{(2)}$	0.0739	0.03606	1.22	1.65	H_0 tidak ditolak	Tidak Signifikan

	$\phi_{10}^{(3)}$	-0.0810	0.0298	2.72	1.65	H ₀ ditolak	Signifikan
	$\phi_{11}^{(1)}$	-0.3427	0.0410	8.36	1.65	H ₀ ditolak	Signifikan
	$\phi_{11}^{(2)}$	-0.4615	0.0352	13.11	1.65	H ₀ ditolak	Signifikan
	$\phi_{11}^{(3)}$	0.0833	0.0592	1.40	1.65	H ₀ tidak ditolak	Tidak Signifikan
(2;1)	$\phi_{20}^{(1)}$	-0.5722	0.1199	4.77	1.65	H ₀ ditolak	Signifikan
	$\phi_{20}^{(2)}$	0.1009	0.1390	0.72	1.65	H ₀ tidak ditolak	Tidak Signifikan
	$\phi_{20}^{(3)}$	-0.0780	0.1091	0.71	1.65	H ₀ tidak ditolak	Tidak Signifikan
	$\phi_{21}^{(1)}$	-0.5437	0.1500	3.62	1.65	H ₀ ditolak	Signifikan
	$\phi_{21}^{(2)}$	-0.4326	0.1291	3.35	1.65	H ₀ ditolak	Signifikan
	$\phi_{21}^{(3)}$	-0.1342	0.1372	0.98	1.65	H ₀ tidak ditolak	Tidak Signifikan

Parameter yang tidak signifikan tersebut seharusnya tidak dimasukkan ke dalam model, namun untuk mengetahui prakiraan dari model GSTAR-I dengan bobot lokasi seragam maka untuk prakiraan curah hujan, parameter yang tidak signifikan tetap dimasukkan ke dalam model.

Kestasioneran Model GSTAR-I dengan Pendekatan IMAk

Nilai IMAk tertera pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil IMAk model GSTAR-I (1;0)

Parameter	Nilai IMAk	Parameter	Nilai IMAk
$\phi_{10}^{(1)}$	0.8303	$\phi_{10}^{(2)}$	0.9945
$\phi_{10}^{(2)}$	0.9592	$\phi_{10}^{(3)}$	0.9934
$\phi_{10}^{(3)}$	0.8203	$\phi_{11}^{(1)}$	0.8826
$\phi_{20}^{(1)}$	0.7355	$\phi_{11}^{(2)}$	0.7870
$\phi_{20}^{(2)}$	0.9268	$\phi_{11}^{(3)}$	0.9931
$\phi_{20}^{(3)}$	0.8099	$\phi_{20}^{(1)}$	0.6726
$\phi_{30}^{(1)}$	0.7814	$\phi_{20}^{(2)}$	0.9898
$\phi_{30}^{(2)}$	0.8817	$\phi_{20}^{(3)}$	0.9939
$\phi_{30}^{(3)}$	0.7542	$\phi_{21}^{(1)}$	0.7044
$\phi_{10}^{(1)}$	0.8050	$\phi_{21}^{(2)}$	0.8129
		$\phi_{21}^{(3)}$	0.9820

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh nilai IMAk yang positif, sehingga data curah hujan untuk 3 lokasi di Provinsi dapat dikatakan stasioner.

Pemeriksaan Residual Model

Pada tahap pemilihan model terbaik, residual dari kemungkinan model-model akan dibandingkan. Model yang memiliki nilai MSR (*Mean Square Residual*) terkecil adalah model yang digunakan untuk prakiraan. Nilai MSR tertera pada Tabel 7.

Tabel 7 Nilai MSR Model GSTAR-I

Model	Nilai MSR
GSTAR-I (1;0)	0.5580
GSTAR-I (2;0)	0.6983
GSTAR-I (3;0)	0.7497
GSTAR -I (1;1)	0.5596
GSTAR-I (2;1)	0.8097

Berdasarkan Tabel 7 didapatkan nilai MSR terkecil yaitu 0,5580 untuk model GSTAR - I(1;0). Sehingga, prakiraan akan dilakukan menggunakan model GSTAR-I (1;0):

$$\begin{bmatrix} \nabla^d Z_1(t) \\ \nabla^d Z_2(t) \\ \nabla^d Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,4119 & 0 & 0 \\ 0 & -0,2021 & 0 \\ 0 & 0 & -0,4239 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nabla^d Z_1(t-1) \\ \nabla^d Z_2(t-1) \\ \nabla^d Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}.$$

Uji Diagnostik Model GSTAR-I (1;0)

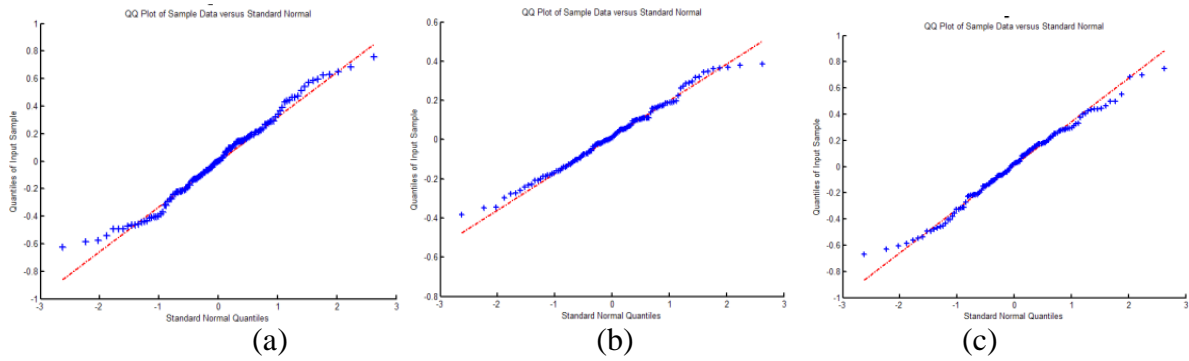
Hasil pengujian asumsi *white noise* pada residual dapat dilihat pada Tabel 8 dan Q-Q plot untuk pengujian kenormalan residual dapat dilihat pada Gambar 7. Pada Tabel 8 terlihat bahwa semua lag memiliki *p-value* > $\alpha = 0.05$. Hal ini mengindikasikan bahwa asumsi residual bersifat acak terpenuhi. Pada Gambar 7 terlihat bahwa residual membentuk pola garis lurus sehingga asumsi residual berdistribusi normal pun terpenuhi. Oleh karena itu, model GSTAR-I (1;0) dapat digunakan untuk prakiraan.

Tabel 8. Uji Portmanteau Multivariate

	Lag 12	Lag 24	Lag 36	Lag 48
Q-stat	93.82084	205.9612	274.6953	349.9755
p-value	0.3705	0.3342	0.9005	0.9900

Prakiraan Curah Hujan

Nilai *Mean Absolute Percentage of Error* (MAPE) digunakan untuk mengukur akurasi dari prakiraan menggunakan model GSTAR-I (1;0) . Nilai MAPE untuk seluruh lokasi adalah 11.0742% dan nilai MAPE untuk masing-masing lokasi tertera pada Tabel 9. Nilai MAPE untuk seluruh lokasi kurang dari 20%, oleh sebab itu model GSTAR-I (1;0) dapat digunakan untuk prakiraan. Hasil prakiraan tertera pada Tabel 10 dan hasil perbandingan data training dan prakiraan curah hujan menggunakan model GSTAR-I (1;0) dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 7. QQ Plot of Sample Data versus Standard Normal Data pada data curah hujan di (a) Stasiun Meteorologi Serang (b) Stasiun Klimatologi Pondok Betung (c) Stasiun Meteorologi Curug

Tabel 9 Nilai MAPE Untuk Masing-Masing Lokasi

Lokasi	Nilai MAPE (%)
Stasiun Meteorologi Serang	7.4644
Stasiun Klimatologi Pondok Betung	17.9979
Stasiun Meteorologi Curug	10.7806

Tabel 10. Hasil Prakiraan Curah Hujan untuk 3 lokasi di Provinsi Banten

Periode	Prakiraan Curah Hujan (mm)		
	Serang	Pondok Betung	Curug
Januari 2015	114.94	95.18	60.53
Februari 2015	114.12	83.87	67.93
Maret 2015	105.01	108.96	81.29
April 2015	84.57	77.14	59.40
Mei 2015	161.77	157.81	161.59
Juni 2015	98.89	95.2	66.63
Juli 2015	170.12	81.17	72.99
Agustus 2015	168.3	154.34	112.45
September 2015	189.06	122.65	62.60
Oktober 2015	189.06	145.62	131.89
November 2015	126.04	93.69	72.05
Desember 2015	110.67	126.13	93.29

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil memodelkan prakiraan curah hujan pada 3 stasiun pemantau curah hujan yaitu Stasiun Meteorologi Serang, Stasiun Meteorologi Pondok Betung, dan Stasiun Meteorologi Curug menggunakan GSTAR-I. Pengujian kestasioneran data dilakukan menggunakan pendekatan IMAk. Berdasarkan nilai MAPE sebesar 11,0742%, model terbaik untuk prakiraan curah hujan adalah GSTAR-I (1;0) sebagai berikut:

1. Untuk Stasiun Meteorologi Serang:

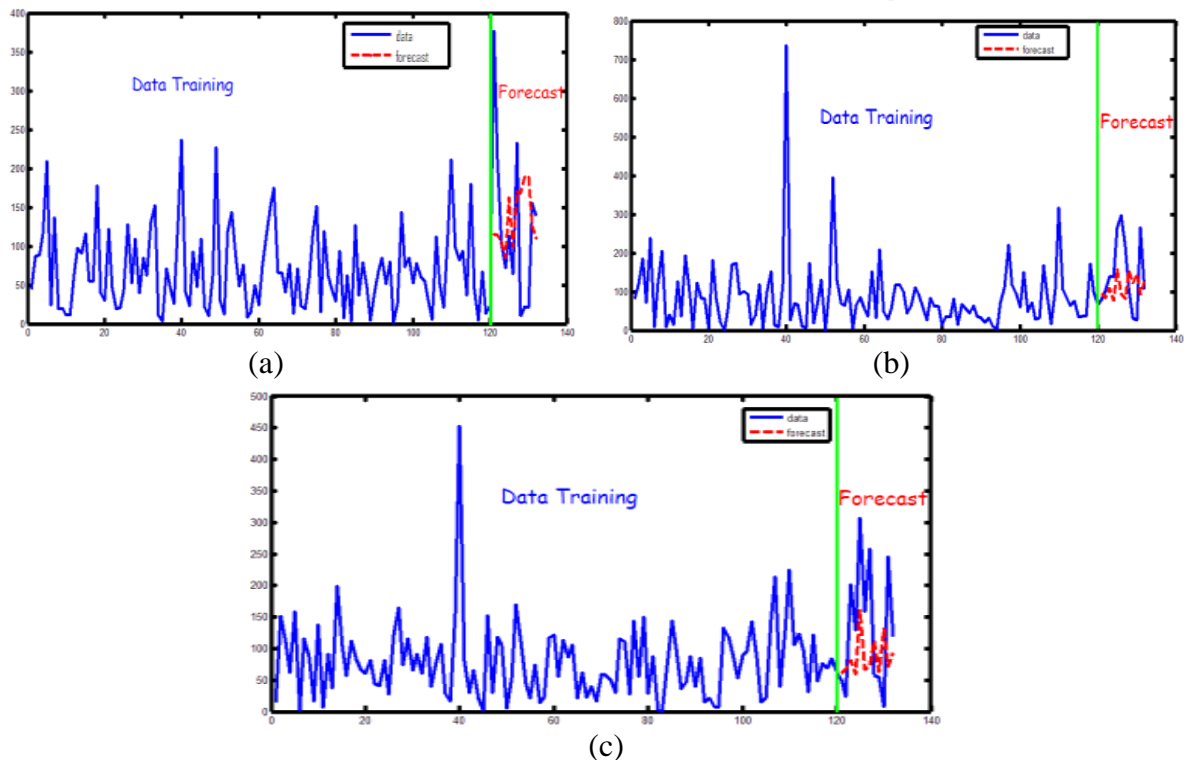
$$\nabla^d Z_1(t) = -0.4119 \nabla^d Z_1(t-1) + e_1(t).$$

2. Untuk Stasiun Klimatologi Pondok Betung:

$$\nabla^d Z_2(t) = -0.2021 \nabla^d Z_2(t-1) + e_2(t).$$

3. Untuk Stasiun Meteorologi Curug:

$$\nabla^d Z_3(t) = -0.4239 \nabla^d Z_3(t-1) + e_3(t).$$



Gambar 8. Plot Perbandingan Data Training dan *Forecast* untuk Data Curah Hujan (a) Stasiun Meteorologi Serang (b) Stasiun Meteorologi Pondok Betung (c) Stasiun Meteorologi Curug.

REFERENSI

- [1] **Azroini.** 2011. *Analisis Simulasi Komputasi Untuk Pemetaan Validasi Prediksi Curah Hujan Dengan Model ARIMA dan ANFIS di Sumatera Utara.* Tesis: Medan: Universitas Sumatera Utara.
- [2] **Borovkova, S.A., Lopuhaa, H.P., dan Ruchjana, B.N.** 2002. Generalized STAR Model with Experimental Weights, *Proceedings of the 17th International Workshop on Statistical Modeling.* pp.139-147
- [3] **Mukhaiyar, U. dan Pasaribu, U.S.** 2012. A New Procedure of Generalized STAR Modelling using IAcM approach. *ITB Journal Sciences*, 44A(2), pp.179-192.
- [4] **Borovkova, S.A., Lopuhaa, H.P., dan Ruchjana, B.N.** 2008. Consistency and Asymptotic Normality of Least Squares Estimators in Generalized Space-Time Models, *Statistica Neerlandica* 62(4), pp 482-508.
- [5] **Pfeifer, P.E., dan Deutsch, S.J.** 1980. A Three-Stage Iterative Approach for Space-Time Modeling, *Technometrics*, Vol 22(1), pp 35-46.
- [6] **Nurhayati, N., Pasaribu, U.S., dan Neswan, O.** 2012. Research Article: *Application of Generalized Space Time Autoregressive Model on GDP Data in West European Countries.* Academic Editor: Shein-chung Chow.