

PERAMALAN CURAH HUJAN PROVINSI BENGKULU DENGAN
GENERALIZED SPACE-TIME AUTOREGRESSIVE

Herlin Fransiska*¹, Etis Sunandi², Dian Agustina³

^{1,2,3}Universitas Bengkulu

hfransiska@unib.ac.id¹, esunandi@unib.ac.id², dianagustina@unib.ac.id³

*Corresponding Author

Received 08 July 2020; revised 01 October 2020; accepted 27 October 2020.

ABSTRAK

Provinsi Bengkulu adalah daerah dengan curah hujan yang tinggi dan pola yang berfluktuatif. Hal tersebut dapat menjadi salah satu pemicu terjadinya dampak seperti banjir, tanah longsor, dan bencana alam lainnya. Struktur fisik dan kondisi geografis antar lokasi di Provinsi Bengkulu adalah dua kondisi yang mempengaruhi curah hujan Provinsi Bengkulu. Berbagai struktur fisik dan kondisi geografis antar lokasi di provinsi ini menjadi pertimbangan penulis menggunakan model *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) untuk peramalan curah hujan. Model ini lebih fleksibel jika data yang digunakan adalah data ruang-waktu. Asumsi stasioner diterima setelah data curah hujan ditransformasikan dengan fungsi $Z^{1/2}$. Model terbaik yang digunakan adalah model GSTAR (1;1) dengan matriks pembobot seragam dan invers jarak. Hasil penelitian didapatkan menggunakan matriks pembobot seragam diperoleh MSE 0.279, MAPE 13.810 dan RMSE 0.528, dan dengan matriks pembobot invers jarak diperoleh MSE 0.229, MAPE 13.090 dan RMSE 0.478 pada prakiraan data 3 periode. Ini menunjukkan bahwa model GSTAR (1;1) dengan bobot invers jarak memperkirakan curah hujan di Provinsi Bengkulu dengan lebih baik.

Kata kunci: curah hujan, GSTAR, Provinsi Bengkulu, ruang-waktu.

ABSTRACT

Bengkulu Province is an area with high and fluctuating rainfall. This can be one of the triggers for floods, landslides, and other natural disasters. The physical structure and geographical condition between locations are two conditions that affect the rainfall in Bengkulu Province. The various physical structure and geographical conditions between locations are considered by the authors to use the *Generalized Space-Time Autoregressive* (GSTAR) model for rainfall forecasting. This model is more flexible in space-time data. The stationary assumptions are accepted after rainfall data has been transformed with $Z^{1/2}$. The best model used is the GSTAR (1;1) model with a uniform and inverse distance weighting matrix. By using a uniform weighting

matrix obtained MSE 0.279, MAPE 13.810 and RMSE 0.528, and with the inverse distance weighting matrix obtained MSE 0.229, MAPE 13.090 and RMSE 0.478 on the three-period data forecast. This shows that the GSTAR (1;1) with the inverse distance weighting matrix model can forecast the rainfall in Bengkulu province well.

Keywords: rainfall, GSTAR, Bengkulu Province, space-time.

PENDAHULUAN

Negara dengan iklim tropis, seperti Indonesia, sangat bergantung pada prediksi curah hujan untuk banyak sektor seperti pertanian, penerbangan, dan pengiriman (Wahyuni & Mahmudy, 2017). Provinsi Bengkulu merupakan salah satu provinsi yang memiliki curah hujan yang tinggi dan sifat sangat basah sehingga intensitas curah hujan menjadi cukup besar. Hal ini berarti hujan lebat kemungkinan besar sering terjadi sehingga sangat berbahaya karena berdampak buruk bagi aktivitas kehidupan masyarakat seperti dapat menimbulkan banjir, longsor dan bencana alam lainnya yang berefek negatif terhadap berbagai sektor seperti pertanian, pariwisata, ekonomi dan transportasi (Fransiska, Novianti, & Agustina, 2019). Oleh sebab itu, informasi tentang curah hujan Provinsi Bengkulu sangat penting untuk diketahui.

Intensitas curah hujan yang cukup besar di Provinsi Bengkulu tentunya juga disebabkan oleh karakteristik wilayahnya yang terdiri dari daerah pantai, dataran rendah dan dataran tinggi. Prakiraan cuaca saat ini telah menjadi satu hal yang dibutuhkan bagi banyak orang di dunia. Dalam memprediksi hujan, pengolahan data cuaca merupakan hal yang penting. Namun permasalahannya, data cuaca yang semakin hari semakin bertambah menyebabkan penumpukan data sehingga pengolahan data tersebut perlu penanganan lebih lanjut (Fauzy, Saleh W, & Asror, 2016). Namun umumnya faktor lokasi belum disertakan dalam penelitian curah hujan dengan menggunakan data runtun waktu sehingga peneliti melakukan permodelan data curah hujan bulanan Provinsi Bengkulu dengan mempertimbangkan lokasi. Penelitian ini menggunakan data curah hujan bulanan di beberapa lokasi pos hujan. Karena data tersebut merupakan data ruang-waktu maka dilakukan permodelan curah hujan Provinsi Bengkulu dengan menggunakan

model *Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR)*. Tujuan penelitian ialah permodelan dan peramalan curah hujan bulanan Provinsi Bengkulu.

METODE PENELITIAN

Data

Objek penelitian yang akan diamati adalah curah hujan di Provinsi Bengkulu yang diambil di empat pos hujan yang ada di beberapa kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu. Ada empat pos hujan yang digunakan yaitu pos hujan Pulau Baai Bengkulu (Kota Bengkulu), Pos Sulau (Bengkulu Selatan), Pos Air Muring (Bengkulu Utara), dan Pos Muara Teta (Kaur). Data curah hujan yang digunakan ialah data curah hujan bulanan sejak Januari 2008 hingga Desember 2017. Data pada penelitian ini bersumber dari Kantor BMKG Pulau Baai Kota Bengkulu.

Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR)

Metode analisis yang digunakan adalah model *Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR)* yang diawali dengan pengujian kestasioneran data. Setelah diperoleh model, kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Mean Squared Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Model *GSTAR* adalah perluasan dari model *Space Time Autotegressive (Space-Time AR* atau *STAR)* yang diperkenalkan oleh Pfeifer (1979) dalam (Suhartono dan Subanar, 2006). Model *STAR* merupakan pengembangan dari model *Autotegressive (AR)* dengan menggunakan unsur lokasi dalam membangun model secara bersama-sama dan memiliki prinsip ketergantungan antara lokasi pada data untuk waktu tertentu. Model *GSTAR* memiliki karakteristik yang lebih fleksibel daripada model *STAR*. Model *GSTAR* memiliki notasi matematis yang sama dengan *STAR* ketika $(p; 1)$. Namun pada model *GSTAR* diperbolehkan atau sah jika pada *lag* lokasi memiliki nilai parameter yang berlainan. Model *GSTAR* $(p; \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ secara umum ditulis sebagai berikut (Ruchjana, Borovkova, & Lopuhaa, 2012):

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

Untuk *GSTAR* $(p; 1)$ (Rahmadeni, 2011) sebagai berikut:

$$\mathbf{Z}(t) = \sum_{k=1}^p [\Phi_{k0} + \Phi_{k1} \mathbf{W}] \mathbf{Z}(t-k) + \mathbf{e}_t \quad (2)$$

keterangan:

$\mathbf{Z}(t)$: vektor pengamatan pada waktu ke- t lokasi ke- n ($n \times 1$)

Φ_{k0} : $diag(\phi_{k0,1}^1, \dots, \phi_{k0,n}^n)$

Φ_{k1} : $diag(\phi_{k1,1}^1, \dots, \phi_{k1,n}^n)$

\mathbf{W} : matriks pembobot spasial ($n \times n$) sehingga $w_{ii} = 0$ dan $\sum_{i \neq j} w_{ij} = 1$

$\mathbf{e}(t)$: vektor *noise* ukuran ($n \times 1$).

Pada pemodelan runtun waktu terdapat dua asumsi yang harus dipenuhi yaitu data stasioner dan sisaan *white noise*. Penerapan model GSTAR dimulai dengan menentukan kestasioneran data (Ruchjana et al., 2012). Identifikasi pola stasioner dapat dilakukan dengan melihat plot data, transformasi Box-Cox dan *differencing*. Selain itu, mengasumsikan data deret waktu stasioner pada tingkat rata-rata dan varians dan berlaku untuk lokasi dengan karakteristik heterogen (Abdullah et al., 2018). Model ini juga terbatas pada data stasioner dan non-musiman (Nisak, 2016).

Pendugaan parameter GSTAR pada penelitian ini menggunakan *Ordinary Least Squares* (OLS). Jumlah pengamatan $\mathbf{Z}_i(t), t = 0, 1, \dots, T$, untuk lokasi $i = 1, 2, \dots, n$ ialah

$$\mathbf{V}_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \mathbf{Z}_j(t) \quad (3)$$

Sedangkan model lokasi ke- i ialah:

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_i + \mathbf{u}_i \quad (4)$$

dengan $\boldsymbol{\beta}_i = (\phi_{0i}, \phi_{1i})'$

$$\mathbf{Y}_i = \begin{bmatrix} Z_i(1) \\ Z_i(2) \\ \vdots \\ Z_i(T) \end{bmatrix}, \mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} Z_i(0) & V_i(0) \\ Z_i(1) & V_i(1) \\ \vdots & \vdots \\ Z_i(T-1) & V_i(T-1) \end{bmatrix}, \mathbf{u}_i = \begin{bmatrix} e_i(1) \\ e_i(2) \\ \vdots \\ e_i(T) \end{bmatrix}$$

Hal ini terlihat bahwa model linier secara serentak untuk semua lokasi ialah $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$ dengan $\mathbf{Y} = (Y'_1, \dots, Y'_n)$, $\mathbf{X} = diag(X_1, \dots, X_n)$, $\boldsymbol{\beta} = (\boldsymbol{\beta}'_1, \dots, \boldsymbol{\beta}'_n)'$, $\mathbf{u} = (\mathbf{u}'_1, \dots, \mathbf{u}'_n)'$. Untuk setiap $i = 1, 2, \dots, n$, maka model linear secara parsialnya $\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_i + \mathbf{u}_i$. Parameter $\boldsymbol{\beta}_i$ dihitung dengan OLS. Hal ini

terlihat bahwa $V_i(t) = \sum_{j \neq i} w_{ij} Z_j(t)$ yang berarti nilai pendugaan parameter model bergantung pada bobot lokasi lain dari nilai Z_t (Talungke, Nainggolan, & Hatidja, 2015).

Beberapa jenis matriks pembobot lokasi pada permodelan GSTAR adalah matriks pembobot seragam dan matriks pembobot invers jarak. Pembobot seragam yaitu pembobot yang diperoleh dengan menggunakan prinsip lokasi A dipengaruhi oleh lokasi lainnya, sehingga semua lokasi selain A memiliki bobot yang sama dalam mempengaruhi A. Pembobot invers jarak yaitu bobot yang menggunakan prinsip jarak sebenarnya yaitu semakin dekat lokasi akan semakin besar nilai bobotnya (Rahmadeni, 2011).

Pengujian signifikansi parameter model GSTAR yaitu uji individu menggunakan uji-t. Perumusan hipotesis:

$H_0: \phi_{1l}^{(i)} = 0$ (parameter tidak signifikan), dengan $l = 0,1$ dan $i = 1,2, \dots, N$.

$H_0: \phi_{1l}^{(i)} \neq 0$ (parameter signifikan), dengan $l = 0,1$ dan $i = 1,2, \dots, N$.

Besaran-besaran yang diperlukan

$$s(\phi_{10}^{(i)}) = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (z_i(t))^2}{n \sum_{i=1}^n (z_i(t) - \bar{z}_i(t))^2} \right\}^{\frac{1}{2}} \times \sigma \quad (5)$$

$$s(\phi_{11}^{(i)}) = \left\{ \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (z_i(t) - \bar{z}_i(t))^2} \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

dengan

$\phi_{1l}^{(i)}$ = parameter dengan $l = 0,1$ dan $i = 1,2, \dots, N$.

$s(\phi_{1l}^{(i)})$ = standar error untuk parameter dengan $l = 0,1$ dan $i = 1,2, \dots, N$.

Adapun statistik uji yang digunakan ialah:

$$t_{hitung} = \frac{|\phi_{1l}^{(i)}|}{s(\phi_{1l}^{(i)})} \quad (7)$$

dengan kriteria pengujian jika $t_{hitung} > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak.

Pengukuran kesalahan peramalan dapat digunakan sebagai acuan dalam pemilihan model untuk melihat kebaikan model. Berikut dua dari beberapa jenis kebaikan model:

a. *Mean Squared Errors* (MSE)

Kesalahan rata-rata kuadrat atau MSE diperoleh dengan cara setiap kesalahan error yang dikuadratkan kemudian dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah observasi. MSE dapat dihitung dengan rumus (Prisandy & Suhartono, 2008):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (8)$$

dengan e_t : Error pada periode- t , dan n : Jumlah observasi.

b. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Persentase kesalahan absolut rata-rata atau MAPE memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya yang dapat dihitung dengan rumus (Prisandy & Suhartono, 2008):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (9)$$

dengan:

Z_t : Data sebenarnya pada periode- t .

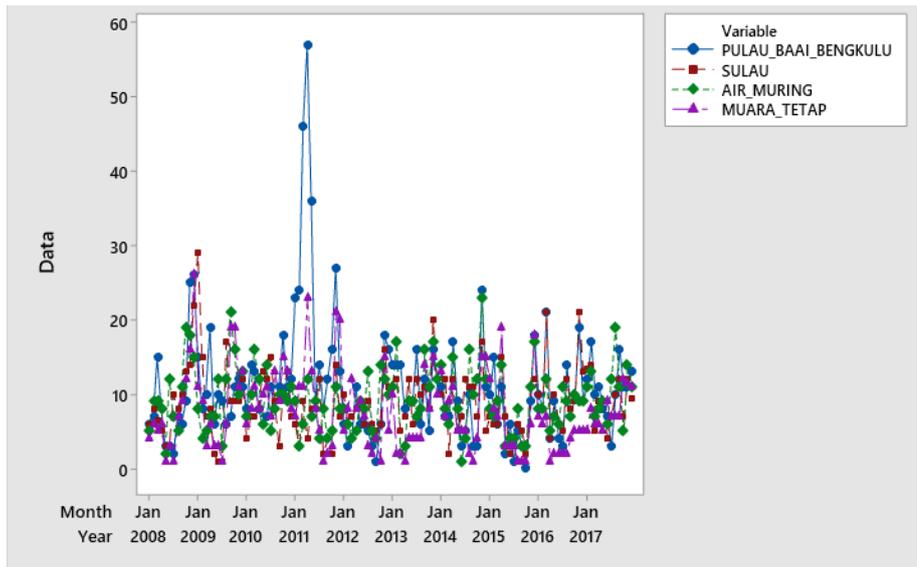
\hat{Z}_t : Nilai peramalan pada periode- t .

n : Jumlah observasi.

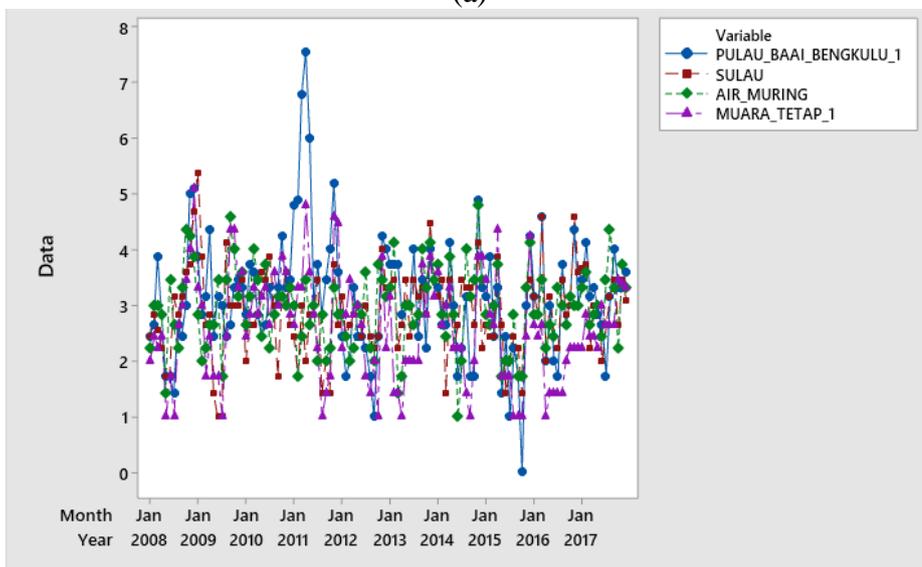
Semakin kecil nilai MSE dan MAPE semakin baik model tersebut.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Provinsi Bengkulu terdiri dari 10 kabupaten/kota yang memiliki curah hujan yang berbeda sehingga di setiap kabupaten/kota memiliki beberapa pos hujan. Berdasarkan Gambar 1 bagian (a) dapat dilihat bahwa data memiliki pola yang cenderung sama untuk rata-rata maupun variannya. Pola data ini juga menunjukkan bahwa data belum stasioner sehingga dilakukan analisis Box-Plot dan ditransformasi menggunakan $Z^{1/2}$. Plot data hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 1 bagian (b).



(a)



(b)

Gambar 1. (a) Data Asli Rata-Rata Curah Hujan Bulanan Empat Pos Hujan di Provinsi Bengkulu pada Januari 2008-Desember 2017, (b) Data Rata-Rata Curah Hujan Setelah Transformasi

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa rata-rata setiap pos hujan cukup bervariasi. Hal yang sama juga terjadi pada ragam dimana terlihat ragam yang sangat berbeda antar pos hujan yaitu 65.41, 21.78, 18.69, dan 27.88. Selain itu dapat dilihat dari Tabel 1, pada kurun waktu 10 tahun, ada bulan yang hampir tidak terjadi hujan yang dapat dilihat dari minimum curah hujannya 0 dan 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Rata-Rata Curah Hujan di Pos-Pos Hujan Provinsi Bengkulu Januari 2008-Desember 2017

	P. Baai Bengkulu	Sulau	Air Muring	Muara Tetap
Rata-rata	10.97	8.94	9.24	7.65
Ragam	65.41	21.78	18.69	27.88
Maksimum	57	29	23	26
Minimum	0	1	1	1
Kuartil 1	6	6	6	4
Median	9.5	8	9	7
Kuartil 3	14	12	12	11
Banyak Data	120	120	120	120

Secara umum data transformasi rata-rata curah hujan pada Gambar 2 bagian (b) telah menunjukkan kestasioneran data baik dalam rata-rata maupun ragam. Data transformasi ini selanjutnya digunakan untuk pemodelan. Selain itu hubungan curah hujan antar kabupaten/kota juga dapat dilihat dari korelasi. Berdasarkan data diperoleh korelasi antar wilayah berbeda-beda dengan korelasi tertinggi yaitu Muara Tetap dengan Pulau Baai Bengkulu sebesar 0.539 dan terendah antara Air Muring dengan Pulau Baai Bengkulu yaitu 0.246. Rincian lengkap diberikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Korelasi Curah Hujan antar Lokasi

	P. Baai Bengkulu	Sulau	Air Muring	Muara Tetap
P. Baai Bengkulu	1	0,390	0,246	0,539
Sulau	0,390	1	0,475	0,405
Air Muring	0,246	0,475	1	0,453
Muara Tetap	0,539	0,405	0,453	1

Data terbagi menjadi dua yaitu data untuk pemodelan dan untuk data peramalan. Pemodelan dengan GSTAR dilakukan pada data transformasi sebanyak 117 data. Dan untuk peramalan sebanyak 3 data. Pembobot lokasi yang digunakan ialah matriks pembobot seragam dengan bobot sebagai berikut:

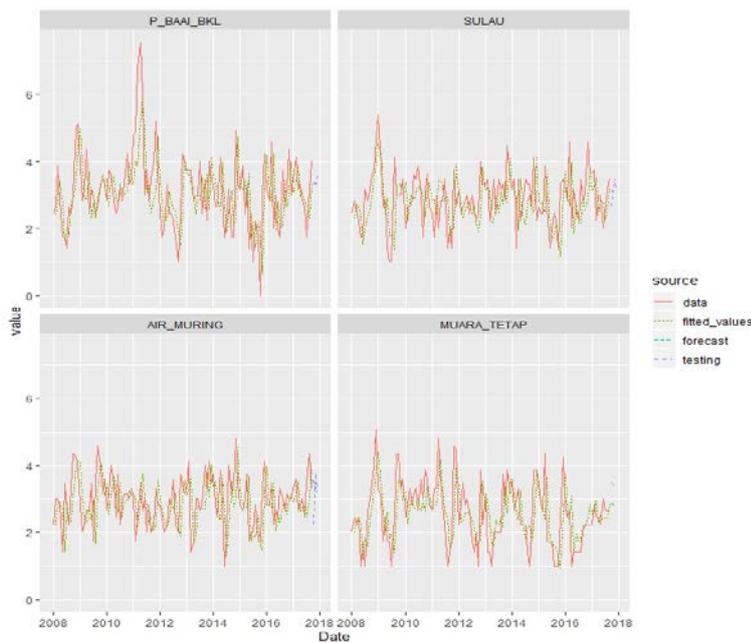
$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0.333 & 0.333 & 0.333 \\ 0.333 & 0 & 0.333 & 0.333 \\ 0.333 & 0.333 & 0 & 0.333 \\ 0.333 & 0.333 & 0.333 & 0 \end{bmatrix}$$

Model GSTAR yang terbaik ialah GSTAR (1;1) dan diperoleh parameter model untuk masing-masing pos hujan pada Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi Parameter Model GSTAR (1;1) dengan Bobot Seragam

Parameter	Estimasi	<i>p</i> -Value
ϕ_{10} (P. Baai Bengkulu)	0.5860	0.096*
ϕ_{20} (Sulau)	0.5047	0.092*
ϕ_{30} (Air Muring)	0.6939	0.093*
ϕ_{40} (Muara Tetap)	0.4540	0.073*
ϕ_{11} (P Baai Bengkulu)	0.4343	0.090*
ϕ_{21} (Sulau)	0.4629	0.083*
ϕ_{31} (Air Muring)	0.2810	0.043*
ϕ_{41} (Muara Tetap)	0.4567	0.091*

Dengan menggunakan taraf nyata 10% dapat dilihat semua parameter telah signifikan. Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi *white noise* dan diperoleh model telah memenuhi asumsi tersebut. Sehingga dapat dilakukan peramalan menggunakan parameter yang ada dan diperoleh hasil pada Gambar 2.



Gambar 2. Peramalan Rata-Rata Curah Hujan dengan Model GSTAR (1;1) Menggunakan Pembobot Seragam.

Peramalan yang ditunjukkan pada Gambar 2 memiliki nilai MSE untuk semua data sebesar 0.279 dan MAPE 13.810. Adapun nilai-nilai MAPE dan MSE masing-masing pos hujan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Kebaikan Model GSTAR (1;1) dengan Pembobot Seragam

	P. Baai Bengkulu	Sulau	Air Muring	Muara Tetap
MSE	0.031	0.128	0.637	0.323
MAPE	3.749	10.317	24.451	16.721

Sementara itu pemodelan GSTAR (1;1) dengan menggunakan matriks pembobot invers dengan bobot sebagai berikut:

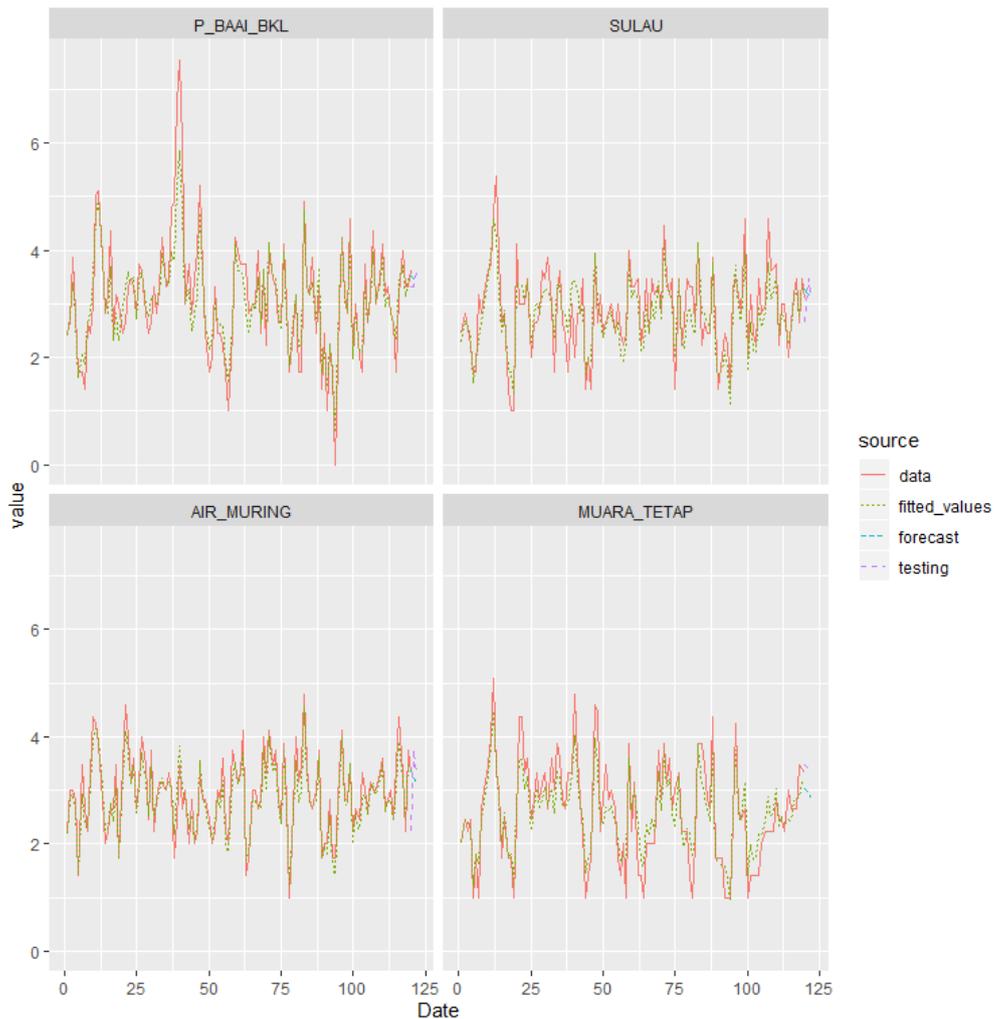
$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0.318 & 0.424 & 0.258 \\ 0.317 & 0 & 0.243 & 0.439 \\ 0.441 & 0.303 & 0 & 0.256 \\ 0.304 & 0.451 & 0.244 & 0 \end{bmatrix}$$

Model GSTAR yang terbaik ialah GSTAR (1;1) dan diperoleh parameter model untuk masing-masing pos hujan di Tabel 5.

Tabel 5. Estimasi Parameter Model GSTAR (1;1) dengan Bobot Invers Jarak

Parameter	Estimasi	<i>p-Value</i>
ϕ_{10} (P.Baai Bengkulu)	0.5748	0.093*
ϕ_{20} (Sulau)	0.5149	0.095*
ϕ_{30} (Air Muring)	0.7201	0.097*
ϕ_{40} (Muara Tetap)	0.4837	0.082*
ϕ_{11} (P. Baai Bengkulu)	0.4183	0.091*
ϕ_{21} (Sulau)	0.4259	0.088*
ϕ_{31} (Air Muring)	0.2721	0.040*
ϕ_{41} (Muara Tetap)	0.4584	0.085*

Dengan menggunakan taraf nyata 10% dapat dilihat semua parameter telah signifikan. Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi *white noise* dan diperoleh model telah memenuhi asumsi tersebut. Sehingga dapat dilakukan peramalan menggunakan parameter yang ada diperoleh seperti Gambar 3.



Gambar 3. Peramalan Rata-Rata Curah Hujan dengan Model GSTAR (1;1) Pembobot Invers Jarak

Peramalan yang ditunjukkan pada Gambar 3 memiliki nilai MSE untuk semua data sebesar 0.229 dan MAPE 13.090. Adapun nilai-nilai MAPE dan MSE masing-masing pos hujan dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Keباikan Model GSTAR (1;1) dengan Pembobot Invers Jarak

	P. Baai Bengkulu	Sulau	Air Muring	Muara Tetap
MSE	0.035	0.157	0.523	0.200
MAPE	5.408	10.710	23.039	13.202

Hal ini menunjukkan bahwa peramalan curah hujan dipengaruhi oleh lokasi dan pembobot yang digunakan. Penentuan model terbaik dapat dilihat dari nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk setiap model. Nilai MSE yang

dihasilkan dari masing-masing lokasi dilakukan operasi rata-rata dan diperoleh RMSE untuk bobot seragam 0.528 dan untuk bobot invers jarak 0.478. Sehingga bobot invers jarak lebih baik dilihat dari MAPE dan MSE serta RMSE secara keseluruhan.

SIMPULAN

Struktur fisik dan kondisi geografis antar lokasi yang berbeda mempengaruhi curah hujan Provinsi Bengkulu, hal ini menjadikan data ruang-waktu (*space-time*) dapat dipertimbangkan untuk meramalkan curah hujan bulanan. Model GSTAR (1;1) dengan menggunakan pembobot seragam dan pembobot invers jarak menghasilkan hasil ramalan yang cukup baik dengan MSE 0.279 dan MAPE 13.810 untuk pembobot seragam dan MSE 0.229 dan MAPE 13.090 untuk pembobot invers jarak. Serta dilihat dari nilai RMSE untuk bobot seragam 0.528 dan untuk bobot invers jarak 0.478. Sehingga Model GSTAR (1;1) dengan bobot invers jarak lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A. S., Matoha, S., Lubis, D. A., Falah, A. N., Jaya, I. G. N. M., Hermawan, E., & Ruchjana, B. N. (2018). Implementation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)-Kriging model for predicting rainfall data at unobserved locations in West Java. *Applied Mathematics and Information Sciences*, 12(3), 607-615. <https://doi.org/10.18576/amis/120316>
- Fauzy, M., Saleh W, K. R., & Asror, I. (2016). Penerapan metode association rule menggunakan algoritma apriori pada simulasi prediksi hujan wilayah kota Bandung. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 2(3), 221-227. <https://doi.org/10.33197/jitter.vol2.iss3.2016.111>
- Fransiska, H., Novianti, P., & Agustina, D. (2019). Permodelan curah hujan bulanan di kota Bengkulu dengan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) Studi Kasus: Stasiun Klimatologi di Bengkulu. In *Prosiding Seminar Nasional Official Statistics* (Vol.2019, No.1, pp.390-395).
- Nisak, S. C. (2016). Seemingly unrelated regression approach for GSTARIMA model to forecast rain fall data in Malang southern region districts. *CAUCHY: Jurnal Matematika Murni dan Aplikasi*, 4(2), 57-64. <https://doi.org/10.18860/ca.v4i2.3488>
- Prisandy, D. E., & Suhartono. (2008). Penerapan metode GSTAR (P1) untuk Meramalkan data penjualan rokok di tiga lokasi. *Jurnal Ilmiah Widya Teknik*, 7(2), 199-210. <https://doi.org/10.33508/wt.v7i2.1275>
- Rahmadeni. (2011). *Kajian model regresi diri ruang-waktu terampat (kasus: data*

- hotspot kebakaran hutan di Riau*). Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Ruchjana, B. N., Borovkova, S. A., & Lopuhaa, H. P. (2012). Least squares estimation of Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) model and its properties. In *AIP Conference Proceedings*. <https://doi.org/10.1063/1.4724118>
- Suhartono & Subanar. (2006). *The optimal determination of space weight in gstar model by using cross-correlation inference*. Yogyakarta: Universitas Gajah Mada.
- Talungke, Y., Nainggolan, N., & Hatidja, D. (2015). Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) dengan analisis data menggunakan software R. *d'Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi*, 4(2), 122-128. <https://doi.org/10.35799/dc.4.2.2015.8649>
- Wahyuni, I., & Mahmudy, W. F. (2017). Rainfall prediction in Tengger, Indonesia using hybrid tsukamoto FIS and genetic algorithm method. *Journal of ICT Research and Applications*. 11(1), 38-55. <https://doi.org/10.5614/itbj.ict.res.appl.2017.11.1.3>