Penerapan Metode *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) Model terhadap Penderita Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD)

Dania Dwi Pani*, Teti Sofia Yanti

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*daniadp02@gmail.com

Abstract. Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) model, is one of the forecasting methods for time series modeling that contains time and location elements with autoregressive order (p) and spatial order (λ_k). This study will discuss the application of the GSTAR model using three different location weights, namely uniform location weight, distance inverse location weight, and cross-correlation normalization location weights on the data on the number of patients with Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) in four districts of Bandung City. From the GSTAR model that is formed, the best model will be selected from the three location weights based on the smallest Root Mean Square Error (RMSE) value. The results of this study by applying the data on the number of dengue patients obtained by the GSTAR ((11) - (I1)) model with a weighted distance inverse location which has an RMSE value of 0.87441 smaller than the GSTAR model ((11) - (I1)) with other location weighters. The model used is the GSTAR ((11) - (I1)) model with a weighted inverse distance.

KeyWords: Model GSTAR, Autoregressive, orde Spasial,forecasting,RMSE, DHF

Abstrak. Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) model, merupakan salah satu metode peramalan untuk pemodelan deret waktu yang mengandung unsur lokasi dan waktu dengan orde autoregressive (p) dan orde spasial (λ_k). Pada penelitian ini akan dibahas mengenai penerapan model GSTAR dengan menggunakan tiga bobot lokasi yang berbeda yaitu bobot lokasi seragam, bobot lokasi invers jarak, dan bobot lokasi normalisasi korelasi silang pada data jumlah penderita penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) di empat Kecamatan Kota Bandung. Dari model GSTAR yang terbentuk akan dipilih model terbaik dari ketiga bobot lokasi berdasarkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) terkecil. Hasil penelitian ini dengan menerapkan data jumlah penderita penyakit DBD diperoleh model GSTAR ((11)-(I1)) dengan pembobot lokasi invers jarak yang memiliki nilai RMSE sebesar 0,87441 lebih kecil dari pada model GSTAR ((11)-(I1)) dengan pembobot lokasi lainnya. Model yang digunakan yaitu model GSTAR ((11)-(I1)) dengan pembobot lokasi invers jarak.

Kata Kunci: Model GSTAR, Autoregressive, orde Spasial, peramalan,RMSE, DBD

1. Pendahuluan

Data yang dikumpulkan, dicatat, atau diobservasi berdasarkan urutan waktu disebut *time series* atau deret waktu. Secara garis besar *time series* terbagi menjadi dua bagian yaitu *time series univariate* dan *time series multivariate.* Dalam beberapa kasus, kebanyakan data *time series multivariate* dipengaruhi oleh faktor lokasi.

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) merupakan model yang menggabungkan keterkaitan waktu dan lokasi. Model GSTAR lebih fleksibel karena asumsi parameter *autoregressive* pada model ini berbeda setiap lokasi, sehingga sesuai diterapkan pada lokasi yang memiliki karakteristik heterogen. Dalam bidang kesehatan model GSTAR dapat digunakan untuk memprediksi banyaknya penderita penyakit tertentu pada periode selanjunya.

Penyakit DBD masih menjadi salah satu masalah kesehatan masyarakat yang utama di Indonesia. World Health Organization (WHO) mencatat Indonesia sebagai negara kasus DBD tertinggi di Asia Tenggara. Berbagai upaya telah dilakukan, akan tetapi jumlah kasus DBD belum ada perubahan yang baik sehingga angka kejadian DBD selalu meningkat. Dalam penelitian ini akan dilakukan pemodelan terhadap penderita penyakit DBD di Kota Bandung.

Berdasarkan uraian permasalahan diatas, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: "Bagaimana menerapkan GSTAR model pada penderita penyakit DBD di Kota Bandung?". Tujuan dalam penelitian ini untuk menerapkan GSTAR model pada penderita penyakit DBD di Kota Bandung, serta dapat digunakan untuk melakukan penangulangan penyakit DBD pada wilayah tingkat penyebarannya tinggi.

2. Landasan Teori

Multivariate time series

Multivariate time series merupakan analisis deret waktu yang terdiri lebih dari satu variable dependen, analisis multivariate time series mempertimbangkan secara bersamaan berbagai deret waktu, yang merupakan cabang dari analisis statistik multivariate tetapi secara khusus berkaitan dengan data dependen (Stay, 2014). Dalam multivariate time series $\boldsymbol{Z_i(t)} = [\boldsymbol{Z_1(t)}, \boldsymbol{Z_2(t)}, \dots, \boldsymbol{Z_m(t)}]$ sebuah fenomena mendasar adalah bahwa ketergantungan tidak hanya ada dalam variabel i tetapi juga dalam waktu t, sehingga variabel i dengan waktu t saling berkaitan (Wei, 2019).

Model *Generalized Space Time Autoregressive*

Model GSTAR merupakan model yang lebih fleksibel dibandingkan dengan model STAR, perbedaan antara model GSTAR dengan model STAR terletak pada asumsi parameternya. Model GSTAR terdapat asumsi yang menyatakan parameter diperbolehkan berbeda untuk setiap lokasi sehingga model GSTAR dapat di gunakan untuk lokasi yang bersifat heterogen (Borovkova, et al., 2002 dalam Caraka, et al., 2016). Jika diketahui deret waktu multivariate $\{Z_i(t) : t = 0, 1, 2, \dots; i = 1,2, \dots, N\}$ merupakan sebuah deret waktu multivariate dari N pengamatan maka model GSTAR dengan orde waktu (p) dan orde spasial $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ ditulis GSTAR $(p;\ \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ dapat ditulis sebagai berikut(Borovkova, et al., 2002 dalam Caraka, et al., 2016)

$$Z_i(t) = \sum_{k=1}^{p} [\Phi_{k0} Z(\mathrm{t-k}) + \sum_{l=1}^{\lambda p} \Phi_{kl} W^{(l)} Z(t-k)] + e(t) \qquad 1$$

Dimana, $Z_i(t)$: vektor acak $(N \times 1)$ pada waktu t, $Z_i(t) = [Z_1(t), \dots, Z_N(t)]'$, Φ_{k0} : diag $(\phi_{k0}^{(1)}, \dots, \phi_{kN}^{(N)})$ merupakan matrik koefisien parameter waktu, Φ_{kl}: diag $(\phi_{kl}^{(1)}, \dots, \phi_{kl}^{(N)})$ merupakan matrik koefisien parameter spasial, $W^{(l)}$: $(m \times \mathrm{m})$ bobot matriks pada spasial lag l bobot harus memenuhi syarat $W_{ii}^{(l)} = 0$ dan $\sum_{i \neq j}^{(l)} W_{ij}^{(l)} = 1$, $e(t)$: vektor error yang memenuhi asumsi independent, identik, berdistribusi normal multivariat dengan nol vektor mean dari varians-kovarian $\sigma^2 l_m$

Identifikasi Model

Identifikasi pada model GSTAR yaitu menentukan orde spasial dan orde waktu. Orde spasial

ditandai dengan adanya ketergantungan pada lokasi yang dilambangkan dengan $l, l = 1,2, \dots, \lambda$, orde waktu (p) dapat di identifikasi dengan cara melihat plot MPCCF (Matrix Partial Cross Correlation Function).

***Akaike's Information Criterion* (AIC)**

Dalam analisis *time series* , AIC merupakan kriteria untuk penentuan model terbaik. Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria AIC yang memiliki nilai AIC terkecil. Dapat dirumuskan sebagai berikut(Nurmalasari, et al., 2017):

$$AIC(p) = \frac{-2lnL(p)}{n} + \frac{2p}{n} \qquad 2$$

Tabel 1. Pembobotan Lokasi Model GSTAR

Bobot Seragam	**Bobot Invers Jarak**	**Bobot Normalisasi Korelasi Silang**
Pembobotan lokasi seragam memberikan nilai bobot yang sama pada masing-masing lokasi. Nilai dari bobot seragam dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut: $W_{ij} = \frac{1}{n_i}$	Metode dengan pembobotan lokasi invers jarak dihitung berdasarkan jarak sebenarnya antar lokasi. Pembobotan ini memberikan nilai bobot yang besar untuk jarak yang lebih dekat dan memberikan pembobot yang kecil untuk jarak yang jauh (Anggraeni et al., 2013, dalam Islamiyah, et al., 2018). Pembobotan lokasi invers jarak dinyatakan sebagai berikut: $w_{ij} = \frac{w_{ij}^*}{\sum_{j=1}^{n} w_{ij}^*}$	Suhartono dan Subanar (2006) dalam Islamiyah, et al., 2018 mengenalkan pembobotan normalisasi korelasi silang untuk model GSTAR. Pembobotan ini tidak memiliki syarat aturan tertentu, seperti bergantung pada jarak antar lokasi. Pembobot lokasi sebagai berikut: $w_{ij} = \frac{r_{ij}(1)}{\sum_{k \neq 1} \lvert r_{ik}(1) \rvert}$

Estimasi Parameter Model

Model GSTAR menurut (Borovkova *et al*., 2002, dalam Islamiyah, et al., 2018). Dapat direpresentasikan sebagai model linier dan estimasi dari parameter autoregresif model dapat dilakukan dengan metode kuadrat terkecil atau *least squares* dengan meminimunkan jumlah kuadrat sisaan. Jika diberi pengamatan model GSTAR $Z_i(t)$, $t = [0, 1, \dots, t]$ untuk lokasi $i = [1, 2, \dots, N]$. Lalu dengan $V_i(t) = \sum_j^N W_{ij} Z_i(t)$ untuk $i \neq j$, maka model untuk lokasi ke-i dalam model linear dapat dinyatakan dengan

$$Z_i = Z_i^* \Phi + e_i \qquad 33$$

Maka dapat ditulis,

$$Z_i = \begin{bmatrix} Z_{\mathrm{i}}(1) \\ Z_{\mathrm{i}}(2) \\ \vdots \\ Z_{\mathrm{N}}(t) \end{bmatrix}, Z_i^* = \begin{bmatrix} Z_{\mathrm{i}}(0) & V_{\mathrm{i}}(0) \\ Z_{\mathrm{i}}(1) & V_{\mathrm{i}}(1) \\ \vdots & \vdots \\ Z_{\mathrm{N}}(t-k) & V_{\mathrm{N}}(t-k) \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{kl}^i \\ \Phi_{kl}^i \\ \vdots \\ \Phi_{kl}^N \end{bmatrix}, e_i = \begin{bmatrix} e_{\mathrm{i}}(1) \\ e_{\mathrm{i}}(2) \\ \vdots \\ e_{\mathrm{N}}(t) \end{bmatrix}$$

Estimasi parameter model dengan metode kuadrat terkecil atau least square digunakan dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaanya, yaitu $\widehat{\Phi} = (Z^{*\prime} Z^*)^{-1} (Z^{*\prime} Z)$.

Uji Residual (*White Noise*)

Setelah mendapatkan parameter dan model yang signifikan, langkah selanjutnya diperlukan uji kelayakan model, dengan cara memeriksa asumsi residual (*white noise*). Untuk menguji *white noise* dapat dilakukan dengan uji *Ljung Box Pearce*(Wei, 2006 dalam Islamiyah, et all., 2018) sebagai berikut:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^{K} \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)}, n > k \qquad 4$$

dengan, n banyaknya pengamatan, k banyaknya lag, K lag maksimum, dan $\hat{\rho}_k$ autokotelasi residual pada lag ke-k.

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model dilakukan dengan membandingkan RMSE (*Root Mean Square Error*) untuk setiap model, dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{t=1}^{M}(Z_t - \hat{Z}_t)^2} \qquad 5$$

3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder jumlah pendertita DBD di 30 Kecataman Kota Bandung dari tahun 2009-2018 yang dibagi menjadi enam Wilayah yaitu Wilayah Bojongsoang, Cibeunying, Karees, Tegalega, Ujung Berung, dan Gedebage. Data diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Bandung.

Data Analisis

Pembentukan model dalam penelitian ini dilihat dari Wilayah dengan jumlah rata-rata penderita tertinggi. Dari ke enam Wilayah di Kota Bandung , hanya diambil satu Wilayah yang memiliki jumlah rata-rata tertinggi yaitu Wilayah Karees yang terdiri dari empat Kecamatan yaitu Kecamatan Kiaracondong, Kecamatan Batununggal, Kecamatan Lengkong, dan Kecamatan Regol. Masing-masing jumlah penderita DBD disetiap Kecamatan akan disebut sebagai variabel (Z_i) sebagai berikut, Z_1 : jumlah penderita DBD di Kecamatan Kiaracondong, Z_2 : jumlah penderita DBD di Kecamatan Batununggal, Z_3 : jumlah penderita DBD di Kecamatan Lengkong, Z_4 : jumlah penderita DBD di Kecamatan Regol.

Korelasi Antar Lokasi Kecamatan

Nilai korelasi antar lokasi kecamatan dengan matriks korelasi disajikan dalam Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Matriks Korelasi Antar Kecamatan

Variabel	(Z_1)	(Z_2)	(Z_3)	(Z_4)
(Z_1) *P-value*	1	0,66962 <,0001	0,65074 <,0001	0,55442 <,0001
(Z_2) *P-value*	0,66962 <,0001	1	0,70803 <.0001	0,599 <,0001
(Z_3) *P-value*	0,65074 <.0001	0,70803 <,0001	1	0,65315 <,0001
(Z_4) *P-value*	0,55442 <,0001	0,599 <,0001	0,65315 <,0001	1

Berdasarkan Tabel 2 diatas dapat dilihat bahwa nilai korelasi dari ke empat Kecamatan signifikan karena memiliki nilai *p-value* < α = 0,05. Korelasi tertinggi terdapat diantara Kecamatan Batununggal dengan Kecamatan yaitu sebesar 0,70803 dan korelasi terendah terdapat diantara Kecamatan dengan Kecamatan yaitu sebesar 0,55442. Hal ini menunjukkan bahwa dari ke empat Kecamatan memiliki keterkaitan satu sama lain.

Kestasioneran Data Penderita DBD

Identifikasi kestasioneritan data dalam varians dapat menggunakan plot *Box-Cox,* hasil dari uji *Box-Cox* data tidak stasioner dalam varians maka dilakukan transformasi pada data sehingga

data menjadi stasioner dalam varians. Untuk identifikasi kestasioneran data dalam mean menggunakan uji ADF, hasil dari uji ADF data tidak stasioner dalam mean makan dilakukan *differencing* 1, setelah dilakukan *differencing* 1 data di uji kembali dengan menggunakan uji ADF yang disajikan pada Tabel 3 sebagai berikut;

Tabel 3. ADF Test Data Transformasi Jumlah Penderita DBD *Differencing* 1

Variabel	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4
ADF	-6,507486	-7,163279	-3,687998	-6,580771
P-value	0,0000	0,0000	0,0003	0,0000

Berdasarkan Tabel 3 diatas hasil dari ADF test pada data yang telah di *differencing* 1 menghasilkan nilai *P-value* < $\alpha = 0{,}05$, yang berarti dari ke empat Kecamatan menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam mean dan tidak mengandung *Unit Root*.

Identifikasi Model GSTAR

Apabila data sudah stasioner maka untuk langkah selanjutnya yaitu menentukan orde waktu (p) untuk model GSTAR yang dapat di identifikasi dengan plot MPCCF dapat menghasilkan berbagai kemungkinan orde yang akan terbentuk seperti pada Gambar 1, maka untuk menentukan orde waktu model GSTAR dapat dilihat dengan nilai AIC minimun.

Schematic Representation of Partial Cross Correlations

Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z1	+...	.+..	.-..	....	....	....	.-.+	....	....	....
z2	.+..	....	-...	..--	....	....	....	....	...-	....
z3	..++	.-..	....	....	....	....	....	....	....	....
z4	.+++	....	....	.+..	....	....	....	....	....	....

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

Gambar 1. Plot MPCCF Penderita DBD Empat Kecamatan di Kota Bandung

Orde waktu (p) untuk GSTAR terdapat kemungkinan pada lag ke 1,2,4 dan 7. Pada Tabel 4 menyajikan nilai AIC untuk setiap lag sebagai berikut:

Tabel 4. Nilai AIC Jumlah Penderita DBD Di Empat Kecamatan

Minimum Information Criterion

Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4
AR 0	0.4573862	0.4868783	0.3869425	0.5832042	0.6631738
AR 1	-2.847425	-2.724005	-2.800046	-2.688462	-2.64198
AR 2	-2.831548	-2.697762	-2.776362	-2.738346	-2.705727

Hasil dari identifikasi orde waktu (p) untuk model GSTAR pada data penderita DBD berdasarkan Tabel 4 yang menunjukkan bahwa orde AR yang dapat digunakan adalah orde AR pada lag 1 dan MA (0), karena memiliki nilai AIC paling kecil (-2,847425) dibandingkan dengan orde AR pada lag lainnya. Maka orde waktu (p) untuk model GSTAR adalah (p=1) dengan orde spasial yang digunakan untuk penelitian ini dibatasi pada orde 1. Sehingga model GSTAR yang digunakan adalah GSTAR((1_1)-(I_1)), dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z(t) = \Phi_{10}Z(t-1) + \Phi_{11}W^{(1)}Z(t-1) + e(t)$$

Estimasi Paramater

Pemodelan GSTAR untuk ke empat Kecamatan di Kota Bandung menggunakan metode Kuadrat Terkecil. Model GSTAR pada data jumlah penderita DBD di empat Kecamatan di Kota Bandung yaitu model GSTAR ((1_1)-(I_1)). Pada pemodelan ini estimasi parameter dilakukan berdasarkan bobot lokasi yang digunakan yaitu bobot lokasi seragam : $W = \begin{bmatrix} 0 & 0{,}33 & 0{,}33 & 0{,}33 \\ 0{,}33 & 0 & 0{,}33 & 0{,}33 \\ 0{,}33 & 0{,}33 & 0 & 0{,}33 \\ 0{,}33 & 0{,}33 & 0{,}33 & 0 \end{bmatrix}$,

bobot lokasi invers jarak : $W = \begin{bmatrix} 0 & 0,46 & 0,31 & 0,33 \\ 0,32 & 0 & 2,6 & 0,25 \\ 0,19 & 0,38 & 0 & 0,43 \\ 0,18 & 0,28 & 0,54 & 0 \end{bmatrix}$, dan bobot lokasi normalisasi korelasi silang : $W = \begin{bmatrix} 0 & 0,36 & 0,33 & 0,31 \\ 0,35 & 0 & 0,36 & 0,29 \\ 0,33 & 0,32 & 0 & 0,35 \\ 0,31 & 0,33 & 0,36 & 0 \end{bmatrix}$. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 5 sebagai berikut;

Tabel 5. Estimasi Parameter Model GSTAR ((1_1)-(I_1)).

Kecamatan	Parameter	Bobot Seragam		Bobot Invers Jarak		Bobot Korelasi Silang	
		Estimasi	P-value	Estimasi	P-value	Estimasi	P-value
Kiaracondong	ϕ_{10}^{1}	0,517437	0,0023	0,495872	0,0028	0,517437	0,0023
	ϕ_{11}^{1}	0,458796	0,0052	0,476335	0,0034	0,458796	0,0052
Batununggal	ϕ_{20}^{1}	0,678769	<,0001	0,640586	<,0001	0,678769	<,0001
	ϕ_{21}^{1}	0,344336	0,0302	0,356649	0,0084	0,344336	0,0302
Lengkong	$\phi_{3\ 0}^{1}$	0,569464	0,0016	0,511395	0,0051	0,569464	0,0016
	$\phi_{3\ 1}^{1}$	0.425535	0,0157	0,478008	0,0082	0,425535	0,0157
Regol	$\phi_{4\ 0}^{1}$	0,554872	0,0003	0,504181	0,0021	0,554872	0,0003
	$\phi_{4\ 1}^{1}$	0,454701	0,002	0,476463	0,003	0,454701	0,002

Berdasarkan Tabel 5 diatas dapat dilihat bahwa hasil parameter dari ke empat Kecamatan untuk model GSTAR ((1_1)-(I_1)) dengan bobot seragam, bobot invers jarak, bobot korelasi silang menunjukan bahwa semua parameter signifikan pada taraf uji $\alpha = 0,05$ karena nilai *P-valeu* < $\alpha = 0,05$.

Pengujian Asumsi Residual

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian asumsi residual untuk model GSTAR, asumsi residual yang harus terpenuhi pada pengujian ini adalah menguji apakah residual white noise atau tidak alitas terhadap model GSTAR ((1_1)-(I_1)). Pada Tabel 6 disajikan uji white noise sebagai berikut:

Tabel 6. Uji White Noise

Bobot Lokasi	Asumsi Residual White Noise
Bobot Seragam	White Noise
Bobot Invers Jarak	White Noise
Bobot Korelasi Silang	White Noise

Berdasarkan Tabel 6 diatas menunjukan bahwa residual model GSTAR ((1_1)-(I_1)) bersifat *white noise* yang berarti bahwa tidak terdapat korelasi antar residual.

Pemilihan Model Terbaik

Untuk menentukkan model terbaik dapat dilihat dari hasil nilai Root Mean Square Error terkecil. Berikut adalah nilai RMSE untuk model GSTAR ((1_1)-(I_1)).

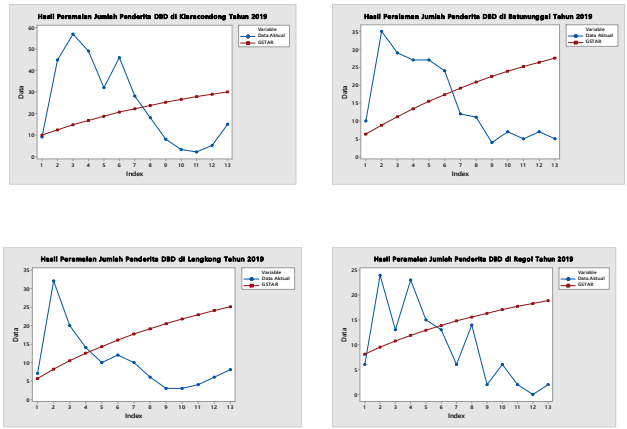
Tabel 7. Rata-rata Nilai RMSE In-Sample Untuk Setiap Model

Bobot Lokasi	Nilai RMSE
Seragam	0,88307
Invers Jarak	0,87441
Korelasi Silang	0,87747

Berdasarkan Tabel 7 dapat dilihat bahwa nilai rata-rata RMSE terkecil terdapat pada bobot lokasi invers jarak. Maka model terbaik untuk model GSTAR ((1_1)-(I_1)) bobot lokasi invers jarak dengan nilai RMSE sebesar 0,87441.

Peramalan Model GSTAR ((1_1)-(I_1))

Peramalan berdasarkan hasil pemilihan model terbaik yaitu model GSTAR ((11)-(I1)) dengan bobot lokasi invers jarak. Hasil ramalan untuk ke empat Kecamatan dapat dilihat pada Gambar 2 untuk menunjukkan perbandingan antara data out-sample dengan hasil ramalan sebagai berikut:



Gambar 2. Plot Data *Out-Sample* dan Hasil Ramalan di ke empat Kecamatan

Dapat dilihat Gambar 2 diatas untuk perbandingan data aktual atau *out-sample* dan hasil peramalan dari ke empat Kecamatan menunjukkan bahwa hasil dari ramalan cenderung meningkat pada periode selanjutnya. Dalam penelitian ini akan dilakukan peramalan untuk duabelas periode yang akan datang pada data jumlah penderita DBD di ke empat Kecamatan, berdasarkan pemilihan model terbaik yaitu model GSTAR $((1_1)-(I_1))$ dengan bobot invers jarak. Hasil peramalan data jumlah penderita DBD disajikan pada Tabel 8 sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Peramalan Jumlah Penderita DBD dengan Model GSTAR $((1_1)-(I_1))$ di ke empat Kecamatan

Bulan	Kiaracondong	Batununggal	Lengkong	Regol
Des-19	7	9	7	0
Jan-20	8	11	8	1
Feb-20	9	13	10	1
Mar-20	10	14	11	2
Apr-20	11	16	12	3
Mei-20	11	18	13	4
Jun-20	12	19	15	5
Jul-20	13	21	16	6
Agust-20	14	22	17	7
Sep-20	14	24	18	8
Okt-20	15	25	20	9
Nop-20	16	27	21	10
Des-20	17	28	22	11

Berdasarkan Tabel 8 menunjukkan bahwa hasil peramalan jumlah penderita DBD di ke empat Kecamatan terus meningkat dari setiap bulannya,tetapi peramalan ini bisa saja tidak terjadi atau bahkan bisa terjadi penurunan terhadap jumlah penderita DBD.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Bahwa untuk menentukan orde waktu model GSTAR yang terpilih berdasarkan hasil nilai AIC terkecil dengan AR(1) dan MA(0) dan untuk orde spasial dibatasi dengan orde satu
2. Model GSTAR untuk data jumlah penderita DBD adalah model GSTAR $((1_1)$-$(I_1))$ dengan ke tiga bobot lokasi yaitu bobot lokasi seragam, bobot lokasi invers jarak, dan bobot lokasi normalisasi korelasi silang.
3. Berdasarkan perbandingan dari model GSTAR $((1_1)$-$(I_1))$ dengan ketiga bobot lokasi diperoleh model terbaik dengan nilai RMSE terkecil yaitu sebesar 0,87441 untuk model GSTAR $((1_1)$-$(I_1))$ dengan bobot lokasi invers jarak.

5. Saran

Saran Teoritis

1. Saran yang dapat disampaikan dari penulis untuk penelitian selanjutnya, sebaiknya untuk menambahkan variabel lain yang dapat mempengaruhi terjadinya penyakit Demam Berdarah Dengeu seperti faktor lingkungan.
2. Dalam penelitian ini pemodelan hanya dilakukan di empat kecamatan, untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan data dengan tingkatan Kota dan jumlah periode data yang lebih banyak karena diperkirakan dapat meningkatkan akurasi model.

Saran Praktis

1. Saran dari penulis untuk Dinas Kesehatan, lebih gencar untuk melanjutkan program penyuluhan kepada masyarakat agar tetap menerapkan program yang sudah dianjurkan oleh pemerintah dan diadakan program pengasapan/fogging disetiap loaksi dengan serentak supaya dapat menangulai penyebaran kasus DBD.

Daftar Pustaka

[1] Caraka, R. E., Sugiyarto, W., Erda, G., & Sadewo, E. (2016). *Pengaruh Iflasi Terhadap Impor dan Ekspor Di Provinsi Riau dan Kepulauan Riau menggunakan Generalized Spatio Time Series.* Badan Pendidikan dan Pelatihan Keuangan Kementrian Keuangan Republik Indonesia Vol.9 n0.1, 180-198.

[2] Islamiyah , A. N., Rahayu, W., & Wiraningsih, E. D. (2018). *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) dan Penerapannya pada Penderita TB Paru (BTA+) di DKI Jakarta.* Jurnal Statistika dan Aplikasinya Vol.2 No.2, 36-48.

[3] Nurmalasri, R., D. I. (2017). *Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Menggunakan Metode Regresi Logistik Ordinal Dan Regresi Probit Ordinal.* GAUSIAN, 111-120.

[4] Handayani, R., S. W. (2018). *Pemodelan Generalize Space Time Autoregressive (GSTAR) Pada Data Inflasi di Kota Samarinda.* Eksponensial Volume 9, 153-162.

[5] S.Stay, R. (2014). *Multivariate Time Series Analysis With R and Financial Application.* Canada: Wiley Interscience.

[6] Wei, W. W. (2019). *Multivariate Time Series Analysis and Applications.* Wiley.

[7] Yanti, T. S. (2009). *Model Pengganda Uang untuk Menentukan Jumlah Uang Beredar di Indonesia Menggunakan Model ARIMA Komponen.* Statistika Vol.9 No.1, 25-32.