Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)
Volume 6, No. 03 (2017), hal 159 – 166.

PENERAPAN MODEL GSTAR(1,1) UNTUK DATA CURAH HUJAN

Ismi Adam, Dadan Kusnandar, Hendra Perdana

INTISARI

Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) merupakan model deret waktu yang mempunyai keterkaitan antar lokasi dengan parameter yang tidak harus sama untuk waktu dan lokasi. Penelitian ini bertujuan mendapatkan model GSTAR dan mendapatkan ramalan curah hujan lima lokasi di Kalimantan Barat yaitu stasiun pengamatan Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, dan Ketapang. Data yang digunakan adalah data curah hujan lima lokasi di Kalimantan Barat dengan periode waktu dari Bulan Januari 2009 hingga Bulan Desember 2014. Pendugaan parameter model GSTAR(1,1) dilakukan dengan menggunakan metode Ordinary Least Square (OLS) dengan bobot invers jarak. Hasil analisis menunjukan bahwa model GSTAR(1,1) dapat digunakan untuk meramal curah hujan dengan baik di lokasi Sintang tetapi tidak cukup baik untuk lokasi lainnya.

Kata Kunci : GSTAR, *space time*, curah hujan, OLS.

PENDAHULUAN

Pontianak merupakan ibu kota propinsi Kalimantan Barat yang dikenal sebagai Kota Khatulistiwa karena dilalui garis lintang 0°. Kalimantan Barat merupakan daerah yang memiliki intensitas curah hujan yang tinggi. Sumber energi panas radiasi matahari yang selalu ada sepanjang tahun ditambah kelembaban dalam jumlah yang cukup tinggi mendorong proses pembentukan awan serta hujan menjadi sangat tinggi. Tidak hanya intensitas hujan tinggi, curah hujan di wilayah Kalimantan Barat juga memiliki variasi spasial dan temporal yang tinggi, hal ini dipengaruhi oleh letak geografi, topografi, ketinggian tempat, dan arah angin [1].

Salah satu model yang paling sering digunakan dalam peramalan adalah model *time series*. Model *time series* yaitu model peramalan dengan memperhatikan data-data sebelumnya secara berurutan berdasarkan waktu dengan interval yang sama, bisa berupa harian, mingguan, bulanan, atau tahunan. Unsur ketergantungan waktu dan lokasi yang digabungkan pada suatu *time series* peubah ganda merupakan model ruang waktu (*space time*) dan merupakan salah satu model multivariat. Model ruang waktu yang sering digunakan adalah Model *Space Time Autoregressive* (STAR). Model STAR digunakan untuk semua lokasi yang bersifat homogen, dengan mengasumsikan parameter *autoregressive* dan parameter *space* adalah sama untuk setiap lokasi [2].

Model STAR diperluaskan menjadi *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR) [3]. Model GSTAR digunakan untuk semua lokasi yang bersifat heterogen, dengan mengasumsikan parameter *autoregressive* dan parameter *space* adalah tidak sama untuk setiap lokasi. Permasalahan utama pada model GSTAR adalah pemilihan dan penentuan bobot lokasi. Terdapat beberapa macam bobot lokasi yang dapat digunakan pada model pola curah hujan GSTAR salah satunya yaitu bobot lokasi invers jarak. Bobot lokasi invers jarak didapat melalui normalisasi nilai-nilai invers dari jarak antara lokasi.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini diharapkan dapat terbentuk suatu model yang menggambarkan keterkaitan waktu dan lokasi dengan menggunakan bobot lokasi invers jarak lima lokasi di Kalimantan Barat yaitu Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, dan Ketapang dengan menggunakan model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Penelitian ini membahas model curah hujan lima lokasi di Kalimantan Barat dengan menggunakan model GSTAR(1,1) dan meramalkan data curah hujan lima lokasi di Kalimantan Barat dengan bobot lokasi invers jarak.

Analisis *Time Series*

Time series adalah sejumlah observasi yang dilakukan selama beberapa periode dan digunakan sebagai dasar dalam penyusunan suatu ramalan beberapa periode di masa depan [4]. Langkah penting dalam memilih suatu metode *time series* yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola data tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat, yaitu pola *trend*, pola horizontal, pola musiman, dan pola siklis [5].

Data *time series* dikatakan stasioner jika rata-rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data, dan tidak ada unsur musiman. Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Data secara kasarnya harus horizontal sepanjang sumbu periode atau waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut [5].

Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Uji Stasioneritas dapat dideteksi menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini melihat apakah terdapat *unit root* didalam model atau tidak. Pengujian dilakukan dengan menguji hipotesis $H_0 : \rho = 0$ dalam persamaan regresi

$$Y_t = a + \delta t + \rho Y_{t-1} + \sum_{j=1}^{k} \phi_j Y_{t-j} + e_t$$

Dengan, Y_t merupakan variabel pengamatan pada waktu ke-t; a merupakan nilai konstanta; δ merupakan nilai parameter regresi untuk *trend*; ρ merupakan nilai parameter regresi untuk *lag* ke-1; ϕ_j merupakan nilai parameter regresi untuk *lag* ke-j; e_t merupakan nilai kesalahan pada waktu ke-t [6]. Uji ADF dilakukan dengan tahap pengujian hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0: $\phi = 1$ (terdapat *unit root* atau data tidak stasioner)

H_1: $|\phi| < 1$ (tidak terdapat *unit root* atau data stasioner)

Statistik Uji:

$$\text{ADF hitung} = = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})}$$

dengan $SE(\hat{\phi}) = \left[\hat{\sigma}_e^2 \left(\sum_{t=1}^{n} Y_{t-1}^2\right)\right]^{\frac{1}{2}}$, dan $\hat{\sigma}_e^2 = \sum_{t=1}^{n} \frac{\left(Y_t - \hat{\phi} Y_{t-1}\right)}{(n-1)}$

Hipotesis nol ditolak jika nilai statistik uji ADF hitung kurang dari nilai daerah kritis. Jika hipotesis nol ditolak, maka data bersifat stasioner. Sebaliknya, jika hipotesis nol diterima, maka data bersifat tidak stasioner [7].

Model *Autoregressive* (AR)

Autoregressive (AR) adalah suatu bentuk regresi tetapi bukan yang menghubungkan variabel tak bebas, melainkan menghubungkan nilai-nilai sebelumnya pada *time lag*. Jadi suatu model *Autoregressive* akan menyatakan suatu ramalan sebagai fungsi nilai-nilai sebelumnya dari deret waktu tertentu [5]. Model *Autoregressive* (AR) dengan order p dinotasikan AR(p). Bentuk umum model AR(p) sebagai berikut [4]:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-3} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (1)$$

dimana, Y_t adalah variabel pengamatan pada waktu ke-t; ϕ_p adalah parameter *autoregressive* ke-p; dan e_t adalah nilai kesalahan pada waktu ke-t.

Persamaan (1) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \cdots - \phi_p B^p\right) Y_t = e_t \text{ atau } \phi_p(B) Y_t = e_t \quad (2)$$

Dengan, B adalah operator shif mundur (*backward shift*) [4].

Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Model GSTAR merupakan pengembangan dari model STAR. Secara matematis, notasi dari model GSTAR adalah sama dengan model STAR. Perbedaan yang mendasar antara model GSTAR dan model STAR terletak pada nilai-nilai parameter Φ_{kl} [8]. Pada model STAR nilai parameter Φ_{kl} diasumsikan sama untuk semua lokasi, sehingga model ini hanya dapat diterapkan pada lokasi yang bersifat seragam [2]. Sedangkan, model GSTAR memiliki nilai parameter Φ_{kl} berbeda pada setiap lokasi, sehingga model ini memiliki karakteristik yang bersifat heterogen [3]. Model GSTAR(p,l) dengan model *autoregressive* orde p dan orde spasial $l = 0,1,2,\cdots,\lambda_k$ dapat dituliskan:

$$Y(t)=\sum_{k=1}^{p}\sum_{l=0}^{\lambda_k}\Phi_{kl}W^{(l)}Y(t-k)+\varepsilon(t) \tag{3}$$

Dengan, orde k adalah waktu (*time*); orde l adalah ruang (*spasial*) dimana $l = 0,1,2,\cdots,\lambda_k$; λ_k adalah *spasial lag* dari bentuk *autoregressive* orde k; $\Phi_{k0} = diag\left(\phi_{k0}{}^{(1)},\cdots,\phi_{k0}{}^{(N)}\right)$ merupakan matriks parameter waktu; $\Phi_{kl} = diag\left(\phi_{kl}{}^{(1)},\cdots,\phi_{kl}{}^{(N)}\right)$ adalah parameter *autoregressive* pada *lag* waktu k dan *lag spasial* l; $W^{(l)}$ adalah matriks $N\times N$ bobot dengan nilai pembobot yang dipilih agar memenuhi syarat $w_{ii}^{(l)}=0$ dan $\sum_{i\neq j}w_{ij}^{(l)} = 1$, dimana $W^{(0)}$ didefinisikan sebagai matriks identitas I; $\varepsilon(t)$ adalah vektor *error* terhadap waktu t yang diasumsikan bebas dan normal dengan rata-rata nol dan variansi yang konstan.

Penentuan Bobot Lokasi Pada Model GSTAR

Bobot yang paling umum digunakan adalah pembobotan berdasarkan invers dari jarak. Bobot lokasi invers jarak menggunakan jarak sebenarnya antar lokasi di lapangan. Secara umum bobot lokasi invers jarak antara lokasi ke-*i* dengan lokasi ke-*j* ditentukan sebagai berikut:

$$W_{ij}=\frac{\sum_{k=1,k\neq i,k\neq j}^{N} r_{ik}}{\sum_{k=1,k\neq i}^{N} r_{ik}}=\begin{bmatrix}0 & W_{12} & W_{13} & \cdots & W_{1N}\\ W_{21} & 0 & W_{23} & \cdots & W_{2N}\\ W_{31} & W_{32} & 0 & \cdots & W_{3N}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ W_{N1} & W_{N2} & W_{N3} & \cdots & 0\end{bmatrix}, \text{ dengan } i,j = 1,2,\cdots N, \tag{4}$$

dimana, *N* merupakan banyak lokasi, dan matriks invers jarak tersebut memenuhi $\sum_{i\neq j}W_{ij}{}^{(l)} = 1$ [8].

Estimasi Parameter Model GSTAR Untuk Lokasi Ke- i

Estimasi parameter pada model GSTAR dapat dilakukan dengan metode kuadrat terkecil *(Ordinary Least Square, OLS)*, yaitu dengan meminimumkan jumlah kuadrat simpangannya [3].

Misalkan model GSTAR untuk orde waktu 1 dan orde spasial 1 dengan menggunakan lokasi ke-i yang berbeda, dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_i(t)=\Phi_{10}Y_i(t-1)+\Phi_{11}W_{ij}Y_j(t-1)+\varepsilon_i(t) \qquad i,\ j=1,2,\ldots,N \tag{5}$$

atau dapat ditulis dalam bentuk matrik sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix}Y_1(t)\\ Y_2(t)\\ Y_3(t)\\ \vdots\\ Y_i(t)\\ Y_N(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\phi_{10}^{(1)}Y_1(t-1)+\phi_{11}^{(1)}\left[W_{11}^{(1)}Y_1(t-1)+W_{12}^{(1)}Y_2(t-1)+\cdots+W_{1N}^{(1)}Y_N(t-1)\right]\\ \phi_{10}^{(2)}Y_2(t-1)+\phi_{11}^{(2)}\left[W_{21}^{(1)}Y_1(t-1)+W_{22}^{(1)}Y_2(t-1)+\cdots+W_{2N}^{(1)}Y_N(t-1)\right]\\ \phi_{10}^{(3)}Y_3(t-1)+\phi_{11}^{(3)}\left[W_{31}^{(1)}Y_1(t-1)+W_{32}^{(1)}Y_2(t-1)+\cdots+W_{3N}^{(1)}Y_N(t-1)\right]\\ \vdots\\ \phi_{10}^{(i)}Y_i(t-1)+\phi_{11}^{(i)}\left[W_{i1}^{(1)}Y_1(t-1)+W_{i2}^{(1)}Y_2(t-1)+\cdots+W_{ii}^{(1)}Y_i(t-1)\right]\\ \phi_{10}^{(N)}Y_N(t-1)+\phi_{11}^{(N)}\left[W_{N1}^{(1)}Y_1(t-1)+W_{N2}^{(1)}Y_2(t-1)+\cdots+W_{NN}^{(1)}Y_N(t-1)\right]\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}\varepsilon_1(t)\\ \varepsilon_2(t)\\ \varepsilon_3(t)\\ \vdots\\ \varepsilon_i(t)\\ \varepsilon_N(t)\end{bmatrix}$$

Dengan $V_N(t) = \sum_{j=1}^{i}W_{ij}Y_j(t)$, sehingga struktur data untuk estimasi parameter model GSTAR(1,1) di N lokasi dijabarkan dalam bentuk matrik sebagai berikut:

$$
\begin{bmatrix} Y_1(t) \\ Y_2(t) \\ Y_3(t) \\ \vdots \\ Y_N(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1(t-1) & 0 & 0 & \cdots & 0 & V_1(t-1) & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Y_2(t-1) & 0 & \cdots & 0 & 0 & V_2(t-1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & Y_3(t-1) & \cdots & 0 & 0 & 0 & V_3(t-1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & Y_N(t-1) & 0 & 0 & 0 & \cdots & V_N(t-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{10}^1 \\ \phi_{10}^2 \\ \phi_{10}^3 \\ \vdots \\ \phi_{10}^N \\ \phi_{11}^1 \\ \phi_{11}^2 \\ \phi_{11}^3 \\ \vdots \\ \phi_{11}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \\ \varepsilon_3(t) \\ \vdots \\ \varepsilon_N(t) \end{bmatrix}
$$

***Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)**

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah rata-rata kesalahan mutlak persentase setiap periode waktu [5]. MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$
MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \times 100\% \right|}{n} \tag{6}
$$

Dengan, Y_t merupakan data aktual pada periode ke-t; F_t merupakan nilai ramalan pada periode ke-t; n merupakan banyaknya pengamatan deret waktu.

Suatu model mempunyai kinerja sangat baik jika nilai MAPE berada dibawah 10% dan mempunyai kinerja baik jika nilai MAPE berada diantara 10% - 20% [9].

Deskripsi Data Curah Hujan

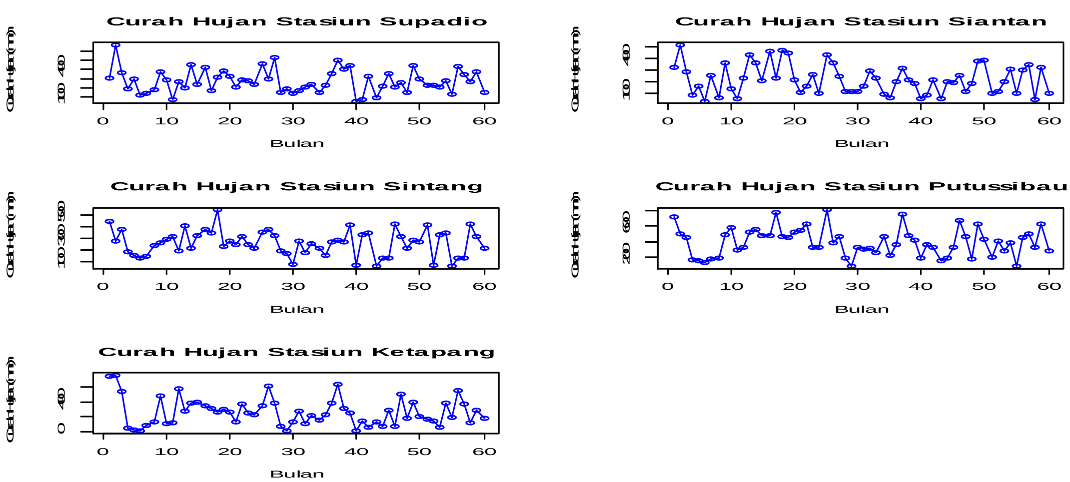
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan di lima lokasi Kabupaten/Kota selama periode tahun 2009 - 2013. Pada Tabel 1 berikut disajikan statistik deskripsi dari data tersebut.

Tabel 1. Statistik Deskripsi Data Curah Hujan di Lima Lokasi Kalimantan Barat

No	Lokasi	N	Mean	Min	Max	Variansi	Deviasi Standar
1	Supadio	60	272,86	54,70	668,00	15503,29	124,51
2	Siantan	60	221,46	35,10	518,60	15875,25	126,00
3	Sintang	60	259,90	62,90	541,20	11601,79	107,71
4	Putussibau	60	390,01	82,00	806,70	31388,27	177,17
5	Ketapang	60	262,50	3,80	764,50	34468,95	185,66

Sumber: diolah dari BPS Provinsi Kalimantan Barat, Kabupaten Kubu Raya, Pontianak, Sintang, Kapuas Hulu, dan Ketapang dalam angka dari tahun 2009 sampai 2013.

Plot data curah hujan di stasiun Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, dan Ketapang periode Bulan Januari 2009 - Desember 2013 disajikan pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Plot data curah hujan belum stasioner

Gambar 1 terlihat bahwa data belum stasioner pada variansi, sehingga data dilakukan proses tranformasi. Data yang sudah dilakukan proses tranformasi dinotasikan sebagai $Z_i(t) = lnY_i(t)$ dan dikatakan stasioner dalam varian apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah [10].

Uji Stasioneritas

Setelah ditransformasi data tersebut kemudian diuji dengan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian disajikan dalam Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Hasil Uji Stasioneritas Data Curah Hujan di Kalimantan Barat

No	Lokasi	*p_value*	Keterangan
1	Supadio	0,0430	Tolak H_0
2	Siantan	0,0439	Tolak H_0
3	Sintang	0,0305	Tolak H_0
4	Putussibau	0,0463	Tolak H_0
5	Ketapang	0,0205	Tolak H_0

Kesimpulan karena nilai *p_value* di setiap lokasi pada Tabel 3 lebih kecil dari $\alpha = 0{,}05$ maka H_0 ditolak, dengan kata lain data curah hujan lima lokasi di Kalimantan barat sudah stasioner.

Penentuan Bobot Lokasi Pada Model GSTAR(1,1)

Hasil perhitungan matriks pembobot dengan bobot invers jarak adalah sebagai berikut:

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0{,}0000 & 0{,}3235 & 0{,}2554 & 0{,}1952 & 0{,}2259 \\ 0{,}3237 & 0{,}0000 & 0{,}2548 & 0{,}1957 & 0{,}2258 \\ 0{,}2580 & 0{,}2562 & 0{,}0000 & 0{,}2748 & 0{,}2110 \\ 0{,}2457 & 0{,}2445 & 0{,}2949 & 0{,}0000 & 0{,}2148 \\ 0{,}2658 & 0{,}2646 & 0{,}2537 & 0{,}2159 & 0{,}0000 \end{bmatrix}$$

Penaksiran Parameter Model GSTAR(1,1) Lima Lokasi

Menentukan parameter model GSTAR(1,1) dengan menggunakan Persamaan (5), dimana nilai-nilai parameter dihitung menggunakan *software* R. Hasil penaksiran parameter untuk data curah hujan lima lokasi stasiun yang sudah ditransformasi diperoleh nilai taksiran parameter Φ_{10} = (0,6380; -0,1814; 0,4844; 0,5181; 0,0816) dan Φ_{11} = (0,3309; 1,0244; 0,4825; 0,5932; 0,9882). Model GSTAR(1,1) data transformasi periode Bulan Januari 2009 sampai Desember 2013 adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \\ Z_4(t) \\ Z_5(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0{,}6380 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & -0{,}1814 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}4844 & 0{,}0000 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}5181 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0816 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \\ Z_4(t-1) \\ Z_5(t-1) \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} 0{,}3309 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 1{,}0244 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}4825 & 0{,}0000 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}5932 & 0{,}0000 \\ 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}0000 & 0{,}9882 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0{,}0000 & 0{,}3235 & 0{,}2554 & 0{,}1952 & 0{,}2259 \\ 0{,}3237 & 0{,}0000 & 0{,}2548 & 0{,}1957 & 0{,}2258 \\ 0{,}2580 & 0{,}2562 & 0{,}0000 & 0{,}2748 & 0{,}2110 \\ 0{,}2457 & 0{,}2445 & 0{,}2949 & 0{,}0000 & 0{,}2148 \\ 0{,}2658 & 0{,}2646 & 0{,}2537 & 0{,}2159 & 0{,}0000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \\ Z_4(t-1) \\ Z_5(t-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \\ Z_4(t) \\ Z_5(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0{,}6380Z_1(t-1) \\ -0{,}1814Z_2(t-1) \\ 0{,}4844Z_3(t-1) \\ 0{,}5181Z_4(t-1) \\ 0{,}0816Z_5(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0{,}1071Z_2(t-1) + 0{,}0845Z_3(t-1) + 0{,}0646Z_4(t-1) + 0{,}0747Z_5(t-1) \\ 0{,}3316Z_1(t-1) + 0{,}2610Z_3(t-1) + 0{,}2004Z_4(t-1) + 0{,}2313Z_5(t-1) \\ 0{,}1245Z_1(t-1) + 0{,}1236Z_2(t-1) + 0{,}1326Z_4(t-1) + 0{,}1018Z_5(t-1) \\ 0{,}1458Z_1(t-1) + 0{,}1451Z_2(t-1) + 0{,}1749Z_3(t-1) + 0{,}1274Z_5(t-1) \\ 0{,}2626Z_1(t-1) + 0{,}2615Z_2(t-1) + 0{,}2507Z_3(t-1) + 0{,}2133Z_4(t-1) \end{bmatrix}$$

Dari Persamaan (7) dapat dituliskan model GSTAR(1,1) untuk ramalan curah hujan stasiun pengamatan Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, dan Ketapang sebagai berikut:

1. Supadio:

$$\widehat{Z}_1(t) = 0{,}6380Z_1(t-1) + 0{,}1071Z_2(t-1) + 0{,}0845Z_3(t-1) + 0{,}0646Z_4(t-1) + 0{,}0747Z_5(t-1)$$

2. Siantan:

$$\widehat{Z}_2(t) = -0{,}1814Z_2(t-1) + 0{,}3316Z_1(t-1) + 0{,}2610Z_3(t-1) + 0{,}2004Z_4(t-1) + 0{,}2313Z_5(t-1)$$

3. Sintang:

$$\widehat{Z}_3(t) = 0{,}4844Z_3(t-1) + 0{,}1245Z_1(t-1) + 0{,}1236Z_2(t-1) + 0{,}1326Z_4(t-1) + 0{,}1018Z_5(t-1)$$

4. Putussibau:

$$\widehat{Z}_4(t) = 0{,}5181Z_4(t-1) + 0{,}1458Z_1(t-1) + 0{,}1451Z_2(t-1) + 0{,}1749Z_3(t-1) + 0{,}1274Z_5(t-1)$$

5. Ketapang:

$$\widehat{Z}_5(t) = 0{,}0816Z_5(t-1) + 0{,}2626Z_1(t-1) + 0{,}2615Z_2(t-1) + 0{,}2507Z_3(t-1) + 0{,}2133Z_4(t-1)$$

Dari persamaan tersebut terlihat bahwa model peramalan data curah hujan pada waktu t berkorelasi dengan data curah hujan pada waktu sebelumnya dan dipengaruhi oleh data curah hujan pada stasiun lainnya. Dengan kata lain data curah hujan stasiun pengamatan Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, dan Ketapang saling mempengaruhi satu sama lain.

Diagnosis Model

Pengecekan model yang sesuai untuk model GSTAR yaitu dengan melihat nilai AIC terkecil dianggap model GSTAR sementara yang sesuai [11].

Tabel 4 Nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC)

Model	AIC
GSTAR(1,1)	**931,0921**
GSTAR(1,2)	933,0434
GSTAR(1,3)	933,4029
GSTAR(1,4)	935,4029
GSTAR(1,5)	937,1498

Berdasarkan Tabel 4 dapat diketahui bahwa nilai AIC terkecil yaitu 931,0921 pada spasial = 1 dan AR = 1. Sehingga model GSTAR yang digunakan untuk data curah hujan di stasiun Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, dan Ketapang adalah GSTAR(1,1). Selanjutnya, yaitu melakukan pengujian asumsi residual dengan menggunakan model AR.

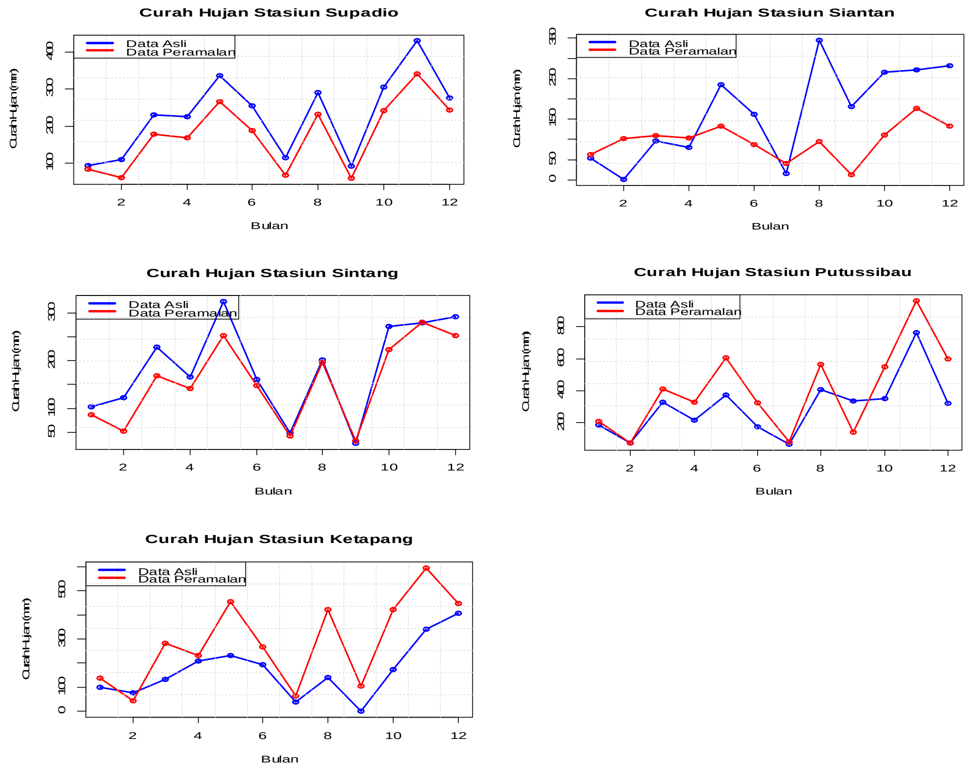
Tabel 5 Nilai AIC residual dari Model GSTAR (1,1) dengan Bobot Invers Jarak

Model	AIC
AR(0)	**121,35**
AR(1)	121,80
AR(2)	123,63
AR(3)	125,62
AR(4)	124,98
AR(5)	125,67

Berdasarkan Tabel 5 dapat diketahui bahwa nilai AIC minimum dari residual model GSTAR (1,1) bobot invers jarak terdapat pada orde AR = 0. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terdapat korelasi antar masing-masing residual, yang berarti residual model GSTAR (1,1) bersifat *white noise* [11].

Peramalan Data Curah Hujan Stasiun Pengamatan Supadio, Siantan, Sintang, Putussibau, Dan Ketapang

Peramalan data curah hujan untuk data *out-sample* Bulan Januari - Desember 2014 dengan model GSTAR(1,1). Hasil peramalan, kemudian dibandingkan dengan kondisi data curah hujan yang sebenarnya. Peramalan merupakan kegiatan untuk memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang [4]. Perbandingan data curah hujan yang sebenarnya selama periode Bulan Januari - Desember 2014 dengan data curah hujan hasil peramalan dapat dilihat dalam Gambar 3:



Gambar 3. Peramalan data curah hujan di lima lokasi

Gambar 3 memperlihatkan bahwa hasil perbandingan data asli curah hujan di stasiun Supadio, Sintang, dan Putussibau mendekati hasil ramalan. Sedangkan untuk data curah hujan di stasiun Siantan dan Ketapang terlihat bahwa data asli dengan ramalannya berbeda jauh. Selanjutnya akan dilihat nilai MAPE model GSTAR (1,1) pada bobot lokasi invers jarak untuk memprediksi curah hujan pada tahun 2014 dirangkum pada Tabel 4:

Tabel 6. Nilai MAPE Model GSTAR (1,1) pada Bobot Lokasi Invers Jarak

No	Lokasi	MAPE
1	Supadio	25%
2	Siantan	56%
3	Sintang	18%
4	Putussibau	44%
5	Ketapang	75%

Tabel 6 menunjukan bahwa lokasi stasiun Sintang dapat diramal dengan baik dengan menggunakan model GSTAR(1,1). Sedangkan hasil peramalan untuk stasiun Supadio, dan Putussibau dengan model GSTAR(1,1) dinilai cukup dengan nilai MAPE pada Tabel 6. Model GSTAR(1,1) tidak dapat digunakan untuk meramal curah hujan di stasiun Siantan dan Ketapang terlihat nilai MAPE yang sangat besar.

PENUTUP

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diambil yaitu:

1. Bahwa hasil ramalan berdasarkan model GSTAR(1,1) untuk data curah hujan lima lokasi di Kalimantan Barat dengan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) diperoleh secara berturut-turut adalah:

$$\hat{Z}_1(t) = 0,6380Z_1(t-1) + 0,1071Z_2(t-1) + 0,0845Z_3(t-1) + 0,0646Z_4(t-1) + 0,0747Z_5(t-1)$$
$$\hat{Z}_2(t) = -0,1814Z_2(t-1) + 0,3316Z_1(t-1) + 0,2610Z_3(t-1) + 0,2004Z_4(t-1) + 0,2313Z_5(t-1)$$
$$\hat{Z}_3(t) = 0,4844Z_3(t-1) + 0,1245Z_1(t-1) + 0,1236Z_2(t-1) + 0,1326Z_4(t-1) + 0,1018Z_5(t-1)$$
$$\hat{Z}_4(t) = 0,5181Z_4(t-1) + 0,1458Z_1(t-1) + 0,1451Z_2(t-1) + 0,1749Z_3(t-1) + 0,1274Z_5(t-1)$$
$$\hat{Z}_5(t) = 0,0816Z_5(t-1) + 0,2626Z_1(t-1) + 0,2615Z_2(t-1) + 0,2507Z_3(t-1) + 0,2133Z_4(t-1)$$

Dari persamaan tersebut terlihat bahwa model peramalan data curah hujan pada waktu t berkorelasi dengan data curah hujan pada waktu sebelumnya dan dipengaruhi oleh data curah hujan pada stasiun lainnya.

2. Hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE dengan model GSTAR(1,1) menunjukkan bahwa lokasi stasiun Sintang dapat diramal dengan baik. Sedangkan hasil peramalan untuk stasiun Supadio, dan Putussibau dinilai cukup. Pada stasiun Siantan dan Ketapang tidak dapat digunakan untuk meramal curah hujan.

DAFTAR PUSTAKA

[1]. Juaeni I, Yuliani D, Ayahbi R, Noersomadi, Hardjana T, Nurzaman. Pengelompokan Wilayah Curah Hujan Kalimantan Barat Berbasis Metode Ward dan Fuzzy Clustering. *Jurnal Sains Dirgantara*. 2010; 7(2):82–99.

[2]. Pfeifer PE, Deutsch SJ. A Three-Stage Iterative Procedure for Space Time Modeling. *Technometrics*. 1980; 22(1):35-47

[3]. Borovkova S, Lopuhaa HP, Ruchjana BN. Consistency and asymptotic normality of least squares estimators in generalized STAR models. *Statistica Neerlandica*. 2008; 62(4):482–508.

[4]. Assauri S. *Teknik dan Metoda Peramalan Penerapannya dalam Ekonomi dan Dunia Usaha Edisi Satu*. Jakarta: Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia; 1984.

[5]. Makridakis S, Wheelwright SC, McGee VE. *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1 Edisi Kedua*. Terjemahan Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith. Jakarta: Erlangga; 1999.

[6]. Rosadi D. *Analisa Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: ANDI; 2010.

[7]. Satria I, Yasin H, Suparti. Proyeksi Data Produk Domestik Bruto (PDB) dan Foreign Direct Investment (FDI) Menggunakan Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Gaussian*, 2015; 4(4):895-905.

[8]. Anggraeni D, Prahutama A, Andari S. Aplikasi Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Pada Pemodelan Volume Kendaraan Masuk Tol Semarang. *Media Statistika*. 2013; 6(2):71-80.

[9]. Irawati L, Tarno, Yasin H. Peramalan Indeks Harga Konsumen 4 Kota Di Jawa Tengah Menggunakan Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR). *Jurnal Gaussian*. 2015; 4(3):553-562.

[10]. Wei WWS. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. New York: Pearson Education, Inc; 2006.

[11]. Gusnadi R, Rahmawati R, Prahutama A. Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Seasonal Pada Data Jumlah Wisatawan Mancanegara Empat Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian*, 2015; 4(4):1017-1026.

ISMI ADAM : FMIPA UNTAN, Pontianak, ismiadam17@gmail.com
DADAN KUSNANDAR : FMIPA UNTAN, Pontianak, dkusnand@untan.ac.id
HENDRA PERDANA : FMIPA UNTAN, Pontianak, hendra.perdana88@gmail.com