



## ***Geographically Weighted Negative Binomial Regression* untuk Jumlah Kasus Demam Berdarah *Dengue* Kabupaten/Kota Provinsi Bengkulu**

**Dyah Setyo Rini**

**FMIPA, Universitas Bengkulu, Bengkulu**  
dyah.setyorini@unib.ac.id

### **Abstrak**

*Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) merupakan salah satu metode untuk memodelkan data cacah yang mempunyai heterogenitas spasial dan overdispersi. Heterogenitas spasial dapat disebabkan oleh kondisi geografis, sosial budaya, ekonomi, serta pengetahuan masyarakat yang berbeda antar wilayah. Overdispersi merupakan kondisi dimana varian data lebih besar dari pada rata-rata data. Jumlah kasus demam berdarah *dengue* (DBD) merupakan data cacah yang diduga memiliki pengaruh heterogenitas spasial dan mengandung overdispersi. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan jumlah kasus DBD pada kabupaten/kota di provinsi Bengkulu dengan menggunakan GWNBR. Berdasarkan model tersebut dapat diketahui juga apakah jumlah penduduk dan rata-rata curah hujan per tahun mempengaruhi jumlah kasus DBD pada kabupaten/kota di provinsi Bengkulu. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah studi kasus, dimana data jumlah kasus DBD, jumlah penduduk, dan rata-rata curah hujan per tahun diperoleh dari BPS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah penduduk dan rata-rata curah hujan per tahun mempengaruhi jumlah kasus DBD pada kabupaten/kota di provinsi Bengkulu.

**Kata Kunci:** GWNBR, heterogenitas spasial, overdispersi, DBD

### **PENDAHULUAN**

Demam berdarah *Dengue* (DBD) merupakan salah satu penyebab kematian di provinsi Bengkulu. Jumlah kasus DBD di provinsi Bengkulu merupakan data cacah dengan peluang kejadian kecil yang tergantung pada interval waktu tertentu atau suatu wilayah tertentu. Permasalahan DBD dan faktor-faktor penyebabnya dapat dimodelkan dengan menggunakan regresi Poisson. Apabila varian lebih besar dari nilai rata-ratanya, maka terjadi masalah overdispersi (McCullagh & Nelder, 1989). Masalah overdispersi merupakan pelanggaran asumsi pada regresi Poisson, sehingga model regresi Poisson tidak cocok lagi digunakan dalam permasalahan ini.

*Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) merupakan salah satu metode untuk memodelkan data cacah yang mempunyai heterogenitas spasial dan overdispersi. Heterogenitas spasial dapat disebabkan oleh kondisi geografis, sosial budaya, ekonomi, serta pengetahuan masyarakat yang berbeda antar wilayah. Overdispersi merupakan kondisi dimana varian data lebih besar dari pada rata-rata data. Penelitian ini menggunakan GWNBR untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus DBD kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu, karena jumlah kasus DBD diduga memiliki masalah overdispersi dan heterogenitas spasial.

### Demam Berdarah Dengue (DBD)

Demam berdarah dengue (DBD) adalah penyakit demam akut yang disebabkan virus dengue. Virus dengue masuk ke dalam peredaran darah manusia melalui nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus*. Kedua jenis nyamuk ini hampir terdapat di seluruh pelosok Indonesia, kecuali di tempat-tempat dengan ketinggian lebih dari 1000 meter di atas permukaan laut. Penularan DBD terjadi melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* atau *Aedes albopictus* betina yang sebelumnya telah membawa virus dalam tubuhnya dari penderita DBD lainnya. Penyakit DBD sering terjadi di daerah tropis, dan muncul pada musim penghujan. Virus ini kemungkinan muncul akibat pengaruh musim atau alam serta perilaku manusia (Kristina *et al.*, 2004)

### Heterogenitas Spasial dan Matriks Pembobot Spasial

Perbedaan antara satu titik pengamatan dengan titik pengamatan lainnya menyebabkan adanya heterogenitas (keragaman) spasial. Pendeteksian heterogenitas spasial pada data dapat menggunakan uji Breusch-Pagan (Anselin, 1988). Uji Breusch-Pagan diformulasikan dengan:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(k)}$$

Keterangan:

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T \text{ dengan } f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1\right)$$

$e_i^2$ : kuadrat galat untuk pengamatan ke- $i$

$Z$ : matriks berukuran  $n(k+1)$  yang berisi vektor yang sudah di standar normalkan untuk setiap pengamatan

$\sigma^2$ : varian dari  $y$

Matriks pembobot spasial pada GWR matriks pembobot yang berbasis pada kedekatan lokasi pengamatan yang satu dengan lokasi pengamatan lainnya tanpa ada hubungan yang dinyatakan secara eksplisit (Fotheringham *et al.*, 2002).

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h_i \end{cases}$$

dengan  $d_{ij}$  adalah jarak Euclid antara lokasi  $(u_i, v_i)$  ke lokasi  $(u_j, v_j)$  dan  $h$  adalah parameter lebar jendela.

Pemilihan lebar jendela dapat menggunakan kriteria validasi silang (Cross Validation). Secara matematis CV didefinisikan dengan:

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2$$

dimana  $\hat{y}_{\neq i}(h)$  adalah nilai dugaan dari  $y_i$  dengan pengamatan di lokasi  $(u_i, v_i)$  dihilangkan dari proses estimasi. Proses pemilihan lebar jendela optimum menggunakan teknik *Golden Section Search*. Teknik ini dilakukan secara iterasi dengan mengevaluasi CV pada interval jarak minimum dan maksimum antar lokasi pengamatan sehingga diperoleh nilai CV minimum (Cleveland, 1979)

### Overdispersi

Data cacah dikatakan memiliki overdispersi, jika varia lebih besar dari nilai rata-ratanya,  $Var(Y) > E(Y)$  (McCullagh & Nelder, 1989). Overdispersi dapat terjadi karena adanya pengamatan hilang pada peubah penjelas, adanya pencilan pada data, perlunya interaksi dalam model atau peubah penjelas perlu ditransformasi (Hardin & Hilbe, 2007).

### Multikolinieritas

Dalam model regresi diasumsikan tidak memuat hubungan dependensi linier antarvariabel independen. Jika terjadi korelasi yang kuat di antara variabel independen, masalah multikolinieritas akan muncul. Salah satu ukuran yang paling populer untuk melihat adanya multikolinieritas antarvariabel independen adalah *Variance Inflation Factor* (VIF). Formula dari VIF adalah sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

$R_j^2$  merupakan parameter determinasi berganda yang ditentukan berdasarkan regresi  $x_j$  dengan variabel prediktor lainnya.

Regresi yang bebas multikolinieritas memiliki VIF disekitar 1 (satu). Jika nilai VIF > 10, maka terjadi kolinieritas yang kuat antar variabel independen (multikolinieritas) (Montgomery, *et al.*, 2012).

### Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)

GWNBR merupakan pengembangan dari model regresi binomial negatif. Model GWNBR adalah salah satu metode yang cukup efektif menduga data yang memiliki spasial heterogenitas untuk data cacah yang memiliki overdispersi. Model ini akan menghasilkan estimasi parameter lokal dengan masing-masing lokasi akan memiliki parameter yang berbeda (Silva & Rodrigues, 2014).

$$y_i \sim BN(\mu_i, \theta_i)$$

dengan:

$$\mu_i = \exp\left(\sum_k \beta_k(u_i, v_i)x_{ik}, \theta_i(u_i, v_i)\right)$$

Sehingga model GWNBR dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$y_i \sim BN[\exp(\sum_k \beta_k(u_i, v_i)x_{ik}), \theta_i(u_i, v_i)]$$

Keterangan:

$y_i$  = nilai observasi respon ke- $i$

$x_{ik}$  = nilai observasi variabel prediktor ke- $k$  pada pengamatan lokasi  $(u_i, v_i)$

$\beta_k(u_i, v_i)$  = parameter regresi variabel prediktor ke- $k$  untuk setiap lokasi  $(u_i, v_i)$

$\theta_i(u_i, v_i)$  = parameter dispersi setiap lokasi  $(u_i, v_i)$

$(u_i, v_i)$  = lokasi (koordinat lintang dan bujur) dari titik lokasi ke- $i$

dimana  $y_i = 0, 1, 2, \dots$

$i = j = 1, 2, \dots, n$

$k = 1, 2, \dots, p$

Fungsi sebaran Binomial Negatif untuk setiap lokasi dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$f(y_i | x_i, \beta(u_i, v_i), \theta_i) = \frac{\Gamma(y_i + \theta_i^{-1})}{\Gamma(\theta_i^{-1})y_i!} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i}\right)^{\theta_i^{-1}} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i}\right)^{y_i} \sim BN(\mu_i, \theta_i)$$

dimana

$$y_i = 0,1,2, \dots$$

$$\mu_i = \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)\right)$$

$$\theta_i = \theta_i(u_i, v_i)$$

Menurut Silva & Rodrigues (2014), estimasi parameter parameter GWNBR dilakukan dengan menggunakan metode Kemungkinan Maksimum. Faktor letak geografis merupakan faktor pembobot pada model GWNBR memiliki nilai yang berbeda untuk setiap lokasi yang menunjukkan sifat lokal pada model.

Menurut Silva & Rodrigues (2014), proses estimasi parameter parameter regresi pada model GWNBR diperoleh melalui metode iterasi numerik yaitu metode iterasi numerik Newton Raphson. Algoritma metode Newton Raphson adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter  $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = [\theta_0 \beta_{00} \dots \beta_{k0}]$ , iterasi pada saat  $m = 0$ . Inisiasi awal untuk  $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$  diperoleh dari hasil estimasi dengan metode regresi Binomial Negatif.

2. Membentuk vektor kemiringan (slope)  $\mathbf{g}$

$$\mathbf{g}^T(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})_{(k+1)} = \left( \frac{\partial \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta}, \frac{\partial \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta_0}, \frac{\partial \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta_k} \right)_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_{(m)}}$$

Dengan  $k$  adalah banyaknya parameter yang diduga.

3. Membentuk matriks Hessian  $\mathbf{H}$  yang simetris.

$$\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})_{(k+1)(k+1)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \theta \partial \beta_k} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \beta_0^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \frac{\partial^2 \ln L(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix}_{\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\beta}_{(m)}}$$

Matriks ini disebut juga matriks informasi.

4. Substitusi nilai  $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$  ke elemen-elemen vektor  $\mathbf{g}$  dan matriks  $\mathbf{H}$  sehingga diperoleh vektor  $\mathbf{g}_{(0)}$  dan matriks  $\mathbf{H}_{(0)}$ .

5. Melakukan iterasi mulai dari  $m = 0$  pada persamaan:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)} - \mathbf{H}_{(m)}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}) \mathbf{g}_{(m)}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})$$

Nilai  $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(t)}$  merupakan sekumpulan penduga parameter yang konvergen pada iterasi ke- $m$ .

6. Proses iterasi dapat dihentikan jika nilai taksiran yang diperoleh sudah konvergen ke suatu nilai atau  $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)}^* \approx \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}$ . Estimasi parameter yang konvergen diperoleh jika:

$$\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}\| \leq \varepsilon$$

dimana  $\varepsilon$  adalah bilangan yang sangat kecil.

7. Jika belum mencapai penduga parameter yang konvergen, maka pada langkah ke-2 dilakukan kembali sampai mencapai konvergen.

Menurut Silva & Rodrigues (2014) solusi analitik untuk penduga parameter GWNBR adalah

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m+1)} = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i)^{(m)} \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{A}(u_i, v_i)^{(m)} \mathbf{z}(u_i, v_i)^{(m)}$$

dimana  $\mathbf{X}$  adalah matriks berukuran  $n \times (k + 1)$  dari variabel dependen.  
Keterangan:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix}$$

$\mathbf{W}(u_i, v_i)$  adalah matriks diagonal pembobotan GWR berukuran  $n \times n$  untuk titik lokasi  $i$

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = \begin{pmatrix} w_{i1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_{in} \end{pmatrix}$$

$\mathbf{A}(u_i, v_i)^{(m)}$  adalah pembobotan matriks diagonal GLM berukuran  $n \times n$  untuk iterasi  $m$  dan lokasi  $i$

$$\mathbf{A}(u_i, v_i)^{(m)} = \begin{pmatrix} a_{i1}^{(m)} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_{i2}^{(m)} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & a_{in}^{(m)} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{z}(u_i, v_i)^{(m)} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)} + \frac{y_i - \mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)})}{a_{ij}^{(m)}(1 + a_{ij}^{(m)}\mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)}))}$$

Silva & Rodrigues (2014) menggunakan metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Square*) matriks informasi pengamatan Fisher, dan elemen  $a_{ij}^{(m)}$ ; ( $j = 1, \dots, n$ ) dari GWNBR mengikuti dari:

$$a_{ij}^{(m)} = \frac{\mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)})}{1 + \theta_i \mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)})} + \frac{[y_i - \mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)})][\theta_i \mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)})]}{1 + 2\theta_i \mu_i(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)}) + \theta_i^2 \mu_i^2(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)^{(m)})}$$

## METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Bengkulu Tahun 2017, diantaranya jumlah kasus DBD ( $Y_i$ ), jumlah penduduk ( $X_1$ ), dan rata-rata curah hujan per tahun ( $X_2$ ) pada kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu tahun 2016 serta variabel spasial ( $u_i, v_i$ ), yaitu titik koordinat lokasi dalam kilometer untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu. Adapun langkah-langkah dalam penelitian ini adalah: (1) melakukan statistik deskriptif pada data untuk mengetahui apakah terjadi overdispersi pada variabel respon, (2) melakukan pengujian multikolinieritas, (3) melakukan analisis regresi binomial negatif, (4) melakukan uji heterogenitas spasial, (5) melakukan analisis model GWNBR, yakni (a) menghitung jarak Euclidean antar lokasi pengamatan; (b) menentukan bandwidth optimum berdasarkan kriteria CV; (c) menghitung matriks pembobot; (d) menaksir parameter model GWNBR; serta (e) melakukan pengujian signifikansi parameter GWNBR.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dijelaskan tentang deskripsi Provinsi Bengkulu, data jumlah kasus DBD, data jumlah penduduk, dan data rata-rata curah hujan per tahun di kabupaten/kota. Selain itu, bagian ini juga akan membahas tentang ada tidaknya masalah

overdispersi, multikolinieritas, dan heterogenitas spasial, penentuan matriks pembobot spasial, serta estimasi parameter model GWNBR.

### Deskripsi Data

Provinsi Bengkulu merupakan salah satu provinsi di Pulau Sumatera yang terletak di sebelah Barat pegunungan Bukit Barisan. Luas wilayah Provinsi Bengkulu mencapai lebih kurang 1.991.933 hektar atau 19.919,33 kilometer persegi. Wilayah Provinsi Bengkulu memanjang dari perbatasan Provinsi Sumatera Barat sampai ke perbatasan Provinsi Lampung dan jaraknya lebih kurang 567 kilometer.

Secara astronomis, Provinsi Bengkulu terletak antara 2°16' sampai 3°31' L S danantara 101°01' sampai 103°41' BT . Sementara jika dilihat dari letak geografisnya, Provinsi Bengkulu di sebelah utara berbatasan dengan Provinsi Sumatera Barat, di sebelah selatan berbatasan denganSamudera Indonesia dan Provinsi Lampung,di sebelah barat berbatasan dengan Samudera Indonesia, dan di sebelah timur berbatasan dengan Provinsi Jambi dan Provinsi Sumatera Selatan. (BPS, 2017).



Gambar 1. Peta Provinsi Bengkulu

Tabel 1 menunjukkan deskripsi data dari jumlah kasus DBD ( $Y_i$ ), jumlah penduduk ( $X_1$ ), dan jumlah curah hujan per tahun ( $X_2$ ) pada kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu.

Tabel 1. Deskripsi data jumlah kasus DBD di Provinsi Bengkulu

Variabel	Minimum	Nilai Rata-rata	Median	Maksimum	Varian
$Y_i$	34	175.30	72	850	60669.34
$X_1$	109.6	190.5	167.6	359.5	7373.34
$X_2$	213.8	292	298.3	370	2520.74

Berdasarkan tabel 1 terlihat bahwa terjadi overdispersi pada data. Hal tersebut dikarenakan varian dari jumlah kasus DBD lebih besar dari nilai rata-ratanya, yakni  $60669.34 > 175.30$ .

### Uji Multikolinieritas

Pengujian multikolinieritas pada variabel bebas dengan melihat nilai VIF dari masing-masing variabel. Perhitungan nilai VIF dilakukan dengan menggunakan program R. Hasilnya disajikan sebagai berikut:

Tabel 2. Nilai VIF

VIF	
$X_1$	$X_2$
1.178	1.178

Tabel 2 menyajikan nilai VIF dari masing-masing variabel bebas. Berdasarkan hasil tersebut diketahui bahwa tidak terjadi multikolinieritas antar variabel bebas, karena nilai VIF yang dihasilkan lebih kecil dari 10 ( $1.178 < 10$ ).

### Uji Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial dapat diuji dengan menggunakan uji Breusch-Pagan. Pada penelitian ini hasil statistik uji Breusch-Pagan diperoleh dengan bantuan program R. Berdasarkan perhitungan, diperoleh nilai statistik uji Breusch-Pagan (BP) sebesar 7.0793, derajat bebas adalah 2, serta *p-value* sebesar 0.02902. Nilai  $\chi^2_{(0.05;2)}$  adalah 5.9915. Nilai statistik uji BP lebih besar dari nilai  $\chi^2_{(0.05;2)}$  atau nilai *p-value* lebih kecil dari 0.05 menunjukkan bahwa ada heterogenitas spasial pada data jumlah kasus DBD kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu. Oleh karena itu, diperlukan matriks pembobot spasial, dimana fungsi pembobot spasial yang digunakan pada penelitian ini adalah adaptive bisquare kernel. Langkah awal dalam menentukan matriks pembobot spasial adalah menghitung jarak euclid. Kemudian menghitung bandwidth dan memilih bandwidth optimum untuk masing-masing kabupaten/kota. Misalnya untuk kabupaten Kepahiang, bandwidth optimum sebesar 608.7240 km memiliki matriks pembobot spasial  $W(u_8, v_8)$ , yakni sebagai berikut:

$$W(u_8, v_8) = [0.9555, 0.9966, 0.0311, 0.9153, 0.9865, 0.1076, 0.0000, 1.0000, 0.9967, 0.9936]$$

Jika jarak *Euclid* Kabupaten Kepahiang lebih besar dari nilai *bandwidth*-nya, maka nilai pembobot kabupaten tersebut adalah nol. Sebaliknya, jika jarak *Euclid* kurang dari nilai *bandwidth*-nya, maka nilai pembobot kabupaten tersebut tidak nol. Analog untuk matriks pembobot kabupaten/kota lainnya di Provinsi Bengkulu.

### Model Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) untuk Jumlah Kasus DBD Kabupaten/Kota di Provinsi Bengkulu

Model GWNBR menghasilkan estimasi parameter lokal, yaitu masing-masing lokasi akan memiliki parameter yang berbeda. Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode kemungkinan maksimum *likelihood* dengan melibatkan matriks pembobot spasial dari masing-masing lokasi dalam perhitungannya melalui iterasi *Newton Raphson*. Proses iterasi tersebut dilakukan pada setiap lokasi kabupaten/kota di provinsi Bengkulu dengan menggunakan matriks pembobot spasial kabupaten/kota masing-masing. Iterasi dihentikan ketika nilai estimasi parameter model sudah konvergen, yaitu apabila  $\hat{\beta}_{(m+1)}^* \approx \hat{\beta}_{(m)}$  atau  $\|\hat{\beta}_{(m+1)} - \hat{\beta}_{(m)}\| \leq \varepsilon$ . Penelitian ini menggunakan nilai  $\varepsilon$  sebesar  $10^{-4}$ . Estimasi parameter masing-masing lokasi dilakukan dengan bantuan program R. Hasil estimasi parameter lokal untuk masing-masing lokasi kabupaten/kota dapat dilihat pada Tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Estimasi Parameter Lokasi Kabupaten/Kota di Provinsi Bengkulu

No	Kabupaten/Kota, Parameter	Estimasi Parameter Lokal	Galat Baku	Z
1	Bengkulu Selatan			

	Intersep	2.7158	3.2173	0.8441
	$\beta_1$	0.00604	0.00404	1.4961
	$\beta_2$	0.00379	0.01246	0.3045
<b>2</b>	<b>Rejang Lebong</b>			
	Intersep	2.7665	3.1341	0.8827
	$\beta_1$	0.0059	0.0040	1.4663
	$\beta_2$	0.0037	0.0121	0.3103
<b>3</b>	<b>Bengkulu Utara</b>			
	Intersep	0.8146	9.8746	0.0825
	$\beta_1$	0.00897	0.00986	0.9090
	$\beta_2$	0.00723	0.03027	0.2391
<b>4</b>	<b>Kaur</b>			
	Intersep	2.6943	3.3135	0.8131
	$\beta_1$	0.0061	0.0041	1.4817
	$\beta_2$	0.0038	0.0128	0.2969
<b>5</b>	<b>Seluma</b>			
	Intersep	2.7449	3.1417	0.8737
	$\beta_1$	0.0059	0.0040	1.4906
	$\beta_2$	0.0037	0.0122	0.3100
<b>6</b>	<b>Muko Muko</b>			
	Intersep	0.8375	9.7829	0.0856
	$\beta_1$	0.0089	0.0102	0.8775
	$\beta_2$	0.0072	0.0302	0.2381
<b>7</b>	<b>Lebong</b>			
	Intersep	0.8223	10.0589	0.0817
	$\beta_1$	0.0089	0.0098	0.9084
	$\beta_2$	0.0072	0.0306	0.2351
<b>8</b>	<b>Kepahiang</b>			
	Intersep	2.7570	3.1296	0.8809
	$\beta_1$	0.0059	0.0040	1.4811
	$\beta_2$	0.0037	0.0121	0.3112
<b>9</b>	<b>Bengkulu Tengah</b>			
	Intersep	2.7606	3.1277	0.8826
	$\beta_1$	0.0059	0.0040	1.4764
	$\beta_2$	0.0037	0.0121	0.3108
<b>10</b>	<b>Kota Bengkulu</b>			
	Intersep	2.7563	3.1299	0.8806
	$\beta_1$	0.0059	0.0040	1.4808
	$\beta_2$	0.0037	0.0121	0.3107

Berdasarkan tabel 3 dan taraf pengujian 10%, faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus DBD pada kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu adalah jumlah penduduk dan rata-rata curah hujan per tahun di setiap kabupaten/kota.

## SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dipaparkan, diperoleh simpulan sebagai berikut: (1) masalah overdispersi dan adanya heterogenitas spasial pada data jumlah kasus DBD kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu dapat diatasi dengan menggunakan model GWNBR, (2) faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus DBD pada kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu adalah jumlah penduduk dan rata-rata curah hujan per tahun pada masing-masing kabupaten/kota.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- BPS. 2017. *Provinsi Bengkulu dalam Angka*. (Online). (<http://www.provinsibengkulu.bps.go.id/>, diakses 13 September 2017)
- Cleveland, W.S. 1979. Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots. *Journal of America Statistics Association* 74, 829-836.
- Fotheringham, A.S., Brunson C., Charlton M. 2002. *Geographically Weighted Regression, The Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichester: John Wiley and Sons.
- Hardin J.W. & Hilbe J.M. 2007. *Generalized Linear Models and Extensions*. Texas : Stata Press.
- Kristina, Isminah, Wulandari L. 2004. *Kajian Masalah Kesehatan*. (Online). (<http://www.litbang.depkes.go.id/maskes/052004/demamberdarah1>, diakses 13 September 2017)
- McCullagh P dan Nelder J.A. 1989. *Generalized Linear Models Second Edition*. Chapman and Hall, London.
- Montgomery, D.C., Elizabeth, A.P., Geoffrey, V.G. 2012. *Introduction to Linear Regression Analysis Fifth Edition*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Silva A.R & Rodrigues T.C.V. 2014. Geographically Weighted Negative Binomial Regression Incorporating Overdispersion. *Stat. Comput.* DOI 10.1007/s11222-013-9401-9