

JURNAL



**REGRESI BINOMIAL NEGATIF TERBOBOTI GEOGRAFIS UNTUK
MENGETAHUI FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH KASUS
MALARIA DI PROVINSI BENGKULU**

UMMU KHOLISOH ZUHRY

F1A012003

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BENGKULU**

2016

**REGRESI BINOMIAL NEGATIF TERBOBOTI GEOGRAFIS UNTUK MENGETAHUI FAKTOR-
FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH KASUS MALARIA DI PROVINSI BENGKULU**
**(GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION TO DETERMINE THE
FACTORS THAT INFLUENCE THE NUMBER OF MALARIA IN BENGKULU PROVINCE)**

Ummu Kholisoh Zuhry¹, Sigit Nugroho², Dyah Setyo Rini³
Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Bengkulu
Jl. WR. Supratman Kandang Limun Bengkulu 38371A
e-mail : ummuzuhry13@gmail.com

ABSTRACT

This research will determine the factors that influence the number of malaria in Bengkulu Province in 2013. Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) can be used to overcome overdispersion in count data by considering the spatial effects, that is Adaptive Bisquare Kernel. The result of this research shows that Akaike Information Criterion (AIC) of GWNBR was smaller than Negative Binomial Regression, so GWNBR model is better. GWNBR model classifies regency/city into 4 groups based on the variables that significantly influence the number of malaria for each regency/city in Bengkulu Province.

Keywords : Overdispersion, Spatial Heterogeneity, Negative Binomial Regression, GWNBR, The number of malaria

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus malaria di Provinsi Bengkulu tahun 2013 yang merupakan data cacah. Untuk mengatasi overdispersi pada data cacah dengan mempertimbangkan efek spasial digunakan Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis (RBNTG), dengan menggunakan salah satu fungsi pembobot yaitu *Adaptive Bisquare Kernel*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa nilai AIC model RBNTG lebih kecil dari AIC model Regresi Binomial Negatif, mengindikasikan bahwa model RBNTG lebih tepat digunakan untuk data cacah yang mengalami overdispersi yang memperhatikan efek spasial karena dapat diketahui variabel yang berpengaruh signifikan untuk setiap lokasi pengamatan. Dari model Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis diperoleh 4 pengelompokan berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan sehingga dapat diketahui faktor apa saja yang mempengaruhi jumlah kasus malaria di setiap kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu.

Kata kunci: Overdispersi, Heterogenitas spasial, Regresi Binomial Negatif, RBNTG, Jumlah kasus malaria

A. PENDAHULUAN

1. Latar Belakang

[1] menyatakan bahwa untuk melihat tingkat kesejahteraan rumah tangga suatu wilayah terdapat beberapa indikator yang dapat dijadikan sebagai ukuran, salah satunya adalah tingkat kesehatan.

Pembangunan kesehatan di Indonesia masih jauh dari yang diharapkan, hal ini terlihat dari banyaknya permasalahan kesehatan, salah satunya adalah angka kejadian malaria (*Annual Parasite*

Incidence/API). Diantara provinsi lain di Indonesia, Provinsi Bengkulu menempati urutan provinsi keenam dengan kasus terbesar malaria dengan angka kejadian malaria (*API/Annual Parasite Incidence*) sebesar 3,89%.

Jumlah kasus malaria merupakan data cacah (*count data*) dengan peluang kejadian kecil dan kejadiannya tergantung pada interval waktu tertentu atau berlangsung pada daerah tertentu. Pada data cacah kadangkala terjadi kondisi dimana nilai varian variabel respon lebih besar dari rata-ratanya yang disebut overdispersi [5].

Menurut [8], untuk memodelkan data cacah yang mengalami overdispersi, distribusi Binomial Negatif lebih cocok digunakan karena menurut [2] pada distribusi Binomial Negatif tidak mengharuskan nilai varian variabel responnya sama dengan rata-ratanya.

Keragaman spasial atau heterogenitas spasial yang terjadi disebabkan adanya efek spasial yang ditandai dengan perbedaan kondisi geografis, sosial budaya dan ekonomi antara wilayah satu dengan wilayah yang lain [7]. Menurut [8], masalah heterogenitas spasial tersebut mampu diatasi dengan salah satu metode hasil pengembangan model regresi linier lokal non parametrik yaitu metode GWR dengan menggunakan pendekatan titik yang akan menghasilkan pendugaan parameter lokal berdasarkan posisi atau jarak wilayah pengamatan satu dengan wilayah lainnya dengan diberikan pembobotan.

Oleh karena itu, untuk mengatasi masalah overdispersi pada data cacah dengan memperhatikan aspek spasial, [7] menyarankan menggunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis).

2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana memodelkan jumlah kasus malaria menggunakan Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis?
2. Faktor-faktor apa sajakah yang mempengaruhi jumlah kasus malaria di Provinsi Bengkulu dengan menggunakan Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis?

3. Tujuan Penelitian

1. Memodelkan jumlah kasus malaria menggunakan Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis
2. Mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kasus malaria di Provinsi Bengkulu dengan menggunakan Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis

B. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan diperoleh dari Profil Kesehatan Provinsi Bengkulu 2013 dan Riset Kesehatan Dasar Provinsi Bengkulu 2013. Penelitian ini menggunakan data jumlah kasus malaria pada tahun 2013 di Provinsi Bengkulu yang terdiri dari 10 Kabupaten/Kota. Variabel yang digunakan untuk penelitian ini adalah:

- a. Jumlah kasus malaria di tiap kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu tahun 2013 ($Y + 1$)
- b. Persentase rumah sehat pada tiap Kabupaten/Kota (X_1)
- c. Presentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat pada tiap Kabupaten/Kota (X_2)
- d. Presentase pengobatan efektif dengan ACT pada tiap Kabupaten/Kota (X_3)
- e. Variabel spasial (u_i, v_i) yaitu titik koordinat lokasi dalam jarak (kilometer) masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu.

Tahapan analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengeksplorasi variabel dependen menggunakan peta tematik untuk memperoleh deskripsi data dengan bantuan program *ArcView GIS 3.2*
2. Melakukan uji asumsi multikolinearitas
3. Melakukan statistika deskriptif dan mendeteksi adanya kasus overdispersi
4. Melakukan analisis regresi Binomial Negatif dengan bantuan program *R 3.2.2*
5. Melakukan pengujian spasial yaitu uji heterogenitas spasial dengan bantuan program *R 3.2.2*
6. Melakukan analisis model RBNTG dengan bantuan program *R 3.2.2*
 - a. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan lokasi geografis
 - b. Menentukan *bandwidth* optimum berdasarkan kriteria CV yang minimum
 - c. Menghitung matriks pembobot menggunakan fungsi *kernel adaptive bisquare*
 - d. Menaksir parameter model RBNTG dengan metode MLE
 - e. Melakukan pengujian signifikansi parameter model RBNTG kemudian menghitung nilai AIC
7. Melakukan pengujian kesesuaian model dan melakukan perbandingan antara model Binomial Negatif dan model RBNTG

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

Provinsi Bengkulu merupakan salah satu provinsi yang berada di Pulau Sumatera dengan wilayah yang memanjang dari perbatasan Provinsi Sumatera Barat hingga ke perbatasan Provinsi Lampung dan jaraknya lebih kurang 567 kilometer. Luas wilayah Provinsi Bengkulu mencapai lebih

kurang 1.991.933 hektar atau 19.919,33 kilometer persegi. Secara astronomis, Provinsi Bengkulu terletak di antara 2°16' LU dan 3°31' LS dan antara 101°01' - 103°41' BT.

Tabel 1 menunjukkan bahwa variabel jumlah kasus malaria ($Y_i + 1$) memiliki jangkauan yang sangat besar, yaitu 4133 sedangkan jangkauan yang paling kecil adalah variabel persentase pengobatan efektif dengan ACT (X_3) sebesar 78,9. Jumlah kasus malaria terbesar yaitu sebanyak 4133 kasus berada di kabupaten Rejang Lebong.

Tabel 1. Statistika deskripsi variabel dependen dan independen

Variabel	Jangkauan	Minimum	Maksimum	Nilai tengah	Simpangan baku	Varian
$Y + 1$	4132	1	4133	763,90	1246,420	1553562,989
X_1	91	8	99	62,70	32,945	1085,344
X_2	85.4	0	85.4	52,220	23,1225	534,648
X_3	78.9	0	78.9	45,470	22,7447	517,322

1. Multikolinearitas

Nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) merupakan nilai yang digunakan untuk mendeteksi multikolinearitas untuk mengetahui apakah terdapat hubungan antara beberapa atau semua variabel pada analisis regresi ini. Nilai VIF yang lebih dari 10 menunjukkan adanya multikolinearitas [4].

Tabel 2. Nilai VIF variabel independen

Variabel	X_1	X_2	X_3
Nilai VIF	1,471791	1,271824	1,249901

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai VIF dari X_1, X_2 dan X_3 lebih kecil dari 10, yang artinya tidak terdapat multikolinearitas antar variabel independen tersebut.

2. Overdispersi

Data jumlah kasus malaria memiliki varian yang besar yaitu 1553562.9 dibandingkan dengan nilai tengahnya yang hanya 763,90 (Tabel 4.2). [5] menyatakan bahwa nilai varian yang lebih besar daripada nilai tengah pada data cacah menunjukkan data mengalami overdispersi.

3. Model Regresi Binomial Negatif

Langkah awal pemodelan regresi Binomial Negatif yaitu penentuan nilai awal, diperoleh $\hat{\theta} = 0,634$ selanjutnya didapat estimasi parameter model regresi Binomial Negatif (Tabel 4).

a. Uji Simultan

Hipotesis pengujian parameter secara simultan adalah:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$ (semua variabel secara bersama-sama memberikan pengaruh terhadap model)

$H_1: \beta_k \neq 0, k = 1,2,3$ (paling sedikit ada satu variabel yang memberikan pengaruh terhadap model)

Daerah penolakannya adalah $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(\alpha;p)}$.

Tabel 3. Nilai Devians model regresi Binomial Negatif

Devians	$\chi^2_{(0.05;3)}$
11,985	7.814

Nilai Devians lebih besar dari $\chi^2_{(0.05;3)}$ yaitu $11,985 > 7,814$. Jadi H_0 ditolak, artinya pada taraf nyata pengujian 5%, paling sedikit ada satu $\beta_k \neq 0, k = 1,2,3$ yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

b. Uji Parsial

Hipotesis pengujian parameter secara parsial sebagai berikut:

$H_0: \beta_k = 0$ (variabel k tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon)

$H_1: \beta_k \neq 0$ dengan $k = 1,2,3$ (variabel k memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon)

Daerah penolakannya adalah $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$.

Tabel 4. Estimasi parameter model regresi Binomial Negatif

Parameter	Galat baku	Estimasi	Z_{hitung}	$Z_{\alpha/2}$	Keputusan
$\hat{\beta}_0$	1,37545	7,6226	5,542	1.959	H_0 ditolak
$\hat{\alpha}_1$	0,01560	0,0626	4,012	1.959	H_0 ditolak
$\hat{\beta}_2$	0,02069	-0,0748	-3,617	1.959	H_0 ditolak
$\hat{\beta}_3$	0,02064	-0,0383	-1,855	1.959	H_0 diterima

Berdasarkan Tabel 4 untuk masing-masing $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_2$ keputusannya adalah H_0 ditolak karena nilai Zhitung lebih besar dari nilai $Z_{\alpha/2}$, sedangkan nilai Zhitung $\hat{\beta}_3$ lebih kecil dari nilai $Z_{\alpha/2}$ maka H_0 diterima dengan taraf nyata pengujian sebesar 5%. Jadi, variabel independen yang signifikan mempengaruhi model adalah parameter $\hat{\beta}_1$ dan $\hat{\beta}_2$. Model Regresi Binomial Negatif yang diperoleh adalah:

$$\mu = \exp(7,62255 + 0,0626X_1 - 0,07483X_2)$$

4. Pengujian Heterogenitas Spasial

Untuk mengetahui adanya keragaman spasial pada data dapat dilakukan pengujian *Breusch-Pagan* dengan hipotesis pada taraf nyata pengujian 5% sebagai berikut:

$$H_0 : \sigma^2_1 = \sigma^2_2 = \dots = \sigma^2_{10} = \sigma^2 \text{ (variansi antar lokasi sama)}$$

$$H_1 : \sigma^2_i \neq \sigma^2 \text{ (variansi antar lokasi tidak sama/terdapat heterogenitas spasial)}$$

dengan $i = 1, 2, \dots, 10$ dan $\sigma^2 = \text{varian dari } y$

Tolak H_0 jika nilai $BP > \chi^2_{(\alpha,p)}$ atau $p - \text{value} < \alpha$.

Tabel 5. Hasil pengujian *Breusch-Pagan*

<i>Breusch-Pagan</i>	<i>p-value</i>
8,0885	0,04422

Nilai *Breusch-Pagan* lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;3)} = 7.814728$. Selain itu, nilai *p-value* yang lebih kecil dari taraf nyata pengujian 5% juga menunjukkan bahwa H_0 ditolak yang artinya terdapat heterogenitas spasial.

5. Pembobotan Spasial

Adanya heterogenitas spasial menyebabkan perlu adanya matriks pembobotan spasial. Fungsi pembobotan yang digunakan dalam penelitian ini adalah *adaptive bisquare kernel*. Langkah awal untuk membentuk matriks pembobot yaitu menghitung jarak *Euclid*. Selanjutnya menentukan lebar jendela (*bandwidth*), pemilihan *bandwidth* yang optimal menggunakan teknik *Golden Section Search* yang dilakukan secara iterasi menggunakan kriteria *Cross Validation (CV)*. Nilai CV yang minimum menunjukkan nilai *bandwidth* yang optimal [3]. Misalnya, untuk Kabupaten Bengkulu Selatan dengan *bandwidth* optimum 94,3112 km memiliki matriks pembobot $W(u_1, v_1)$ yaitu sebagai berikut:

$$W(u_1, v_1) = [1; 0; 0; 0,726; 0,226; 0; 0; 0,003; 0; 0]$$

Jarak *Euclid* Kabupaten Bengkulu Selatan lebih besar dari nilai *bandwidth*-nya maka nilai pembobot kabupaten tersebut adalah nol, sedangkan jika jarak *Euclid* kurang dari nilai *bandwidth* akan diperoleh nilai yang bukan nol. Hal yang sama untuk matriks pembobot kabupaten/kota lainnya di Provinsi Bengkulu.

6. Model Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis (RBNTG)

Model ini akan menghasilkan pendugaan parameter lokal dengan masing-masing lokasi akan memiliki parameter yang berbeda. Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode Pendugaan Kemungkinan Maksimum *Likelihood* dengan memasukkan pembobot spasial dalam perhitungannya melalui iterasi *Newton Raphson*. Proses iterasi tersebut dilakukan pada setiap lokasi kabupaten/kota di provinsi Bengkulu menggunakan matriks pembobot spasial yang disesuaikan

masing-masing lokasi. Iterasi dihentikan ketika nilai estimasi parameter model sudah konvergen, yaitu apabila $\hat{\alpha}^*_{(m+1)} \approx \hat{\beta}_{(m)}$ atau $\|\hat{\beta}_{(m+1)} - \hat{\beta}_{(m)}\| \leq \varepsilon$ dimana ε nilai yang sangat kecil. Pada penelitian ini nilai $\varepsilon = 10^{-3}$.

a. Uji kesamaan model Binomial Negatif dan RBNTG

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ (tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara model Binomial Negatif dan model RBNTG)

$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$, dengan $k = 1,2,3$ dan $i = 1,2, \dots, 10$ (terdapat perbedaan yang signifikan antara model Binomial Negatif dan model RBNTG)

Daerah penolakannya adalah $F_{hit} > F_{(\alpha, db_{RBNTG}, db_{BN})}$.

Tabel 6. Nilai hasil pengujian kesamaan model

Model	Devians/db	F_{Hitung}	$F_{(0,05;6;6)}$
RBNTG	2,4999	1,2325	4,2838
BN	1,9975		

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh bahwa nilai F_{Hitung} lebih kecil dari nilai $F_{(0,05;6;6)}$ yaitu $1,2325 < 4,2838$ sehingga H_0 tidak ditolak, yang artinya dengan menggunakan taraf nyata pengujian 5% tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara model Binomial Negatif dan model RBNTG.

b. Pengujian Simultan Parameter Model RBNTG

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \beta_3(u_i, v_i) = 0$ (semua variabel memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model RBNTG)

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq 0$, dengan $k = 1,2,3$ dan $i = 1,2, \dots, 10$ (paling sedikit ada satu variabel yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model RBNTG)

Daerah penolakannya adalah $D > \chi^2_{(\alpha,p)}$

Tabel 7. Nilai Devians model RBNTG

Devians	$\chi^2_{(0,05;3)}$
14,999	7.814

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa nilai Devians lebih besar daripada nilai $\chi^2_{(0,05;3)}$, maka H_0 ditolak. Artinya dengan menggunakan taraf nyata pengujian 5% paling sedikit ada satu variabel yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model RBNTG dimana $k = 1,2,3$ dan $i = 1,2, \dots, 10$.

c. Pengujian Parsial Parameter Model RBNTG

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$ (variabel k tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon pada tiap-tiap lokasi)

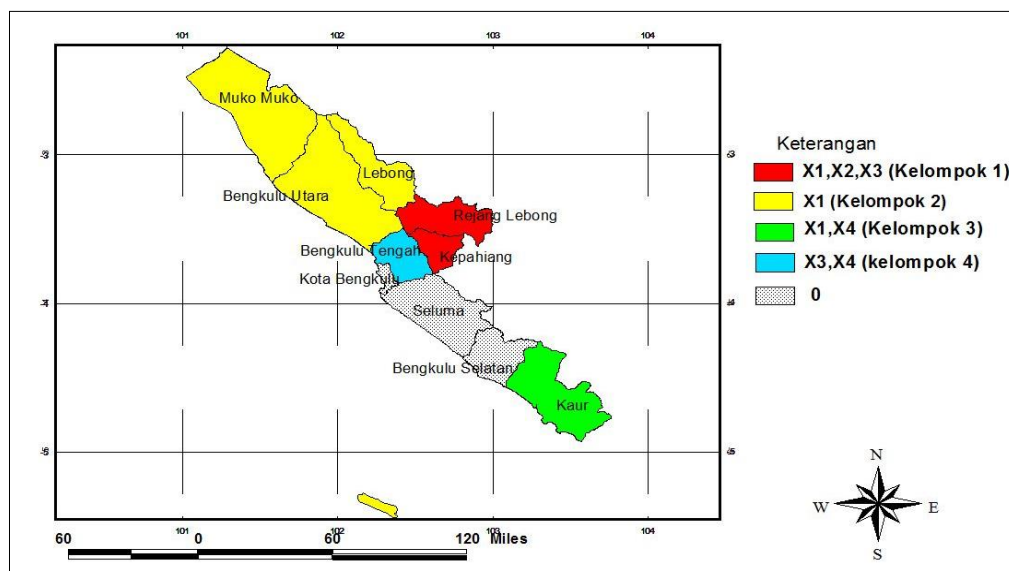
$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$, dengan $k = 1,2,3$ dan $i = 1,2, \dots, 10$ (variabel k memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon pada tiap-tiap lokasi)

Daerah penolakannya adalah $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$, dimana $Z_{\alpha/2} = 1,96$.

Berdasarkan hasil pengujian diperoleh bahwa variabel yang memberikan pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus malaria berbeda-beda pada tiap lokasi kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu, dari 10 lokasi hanya terdapat 7 lokasi yang memiliki variabel yang berpengaruh signifikan, sisanya 3 kabupaten/kota lainnya tidak terdapat variabel yang berpengaruh signifikan yaitu kabupaten Bengkulu Selatan, Seluma dan Kota Bengkulu. Sehingga kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu dapat dikelompokkan menjadi 4 kelompok berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan

Kelompok	Kabupaten/kota	Variabel yang signifikan
1	Rejang Lebong, Kepahiang	X_1, X_2, X_3
2	Bengkulu Utara, Mukomuko, Lebong	X_1
3	Kaur	X_1, X_3
4	Bengkulu Tengah	X_2, X_3



Gambar 1. Peta Pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan

Gambar 1 menunjukkan bahwa pengelompokan yang terdiri dari 4 kelompok kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan tidak membentuk pola menyebar atau setiap kabupaten/kota

dalam kelompok tersebut letaknya saling berdekatan. Terlihat pada kelompok 1 dan kelompok 2 yang beranggotakan lebih dari satu kabupaten/kota yang saling berdekatan dan kelompok 3 dan 4 yang hanya terdiri dari satu kabupaten/kota. Terdapat kabupaten/kota yang tidak memiliki variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus malaria yaitu kabupaten Seluma, Bengkulu Selatan dan Kota Bengkulu.

4.1 Perbandingan Model Regresi Binomial Negatif dan Model RBNTG

Salah satu kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah *Akaike Information Criterion* (AIC), model terbaik antara dua model yang dibandingkan adalah model dengan nilai AIC terkecil [6]. Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan diperoleh bahwa nilai AIC pada Regresi Binomial Negatif 146,57 dan nilai AIC pada Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis 22,99. Sehingga dapat diketahui bahwa nilai AIC pada RBNTG lebih kecil dibandingkan AIC Regresi Binomial Negatif, maka dapat dikatakan bahwa Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis lebih baik digunakan untuk menganalisis jumlah kasus malaria sehingga dapat diketahui faktor-faktor yang mempengaruhi di setiap lokasi kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil.

D. KESIMPULAN DAN SARAN

1. Kesimpulan

Data jumlah kasus malaria di Provinsi Bengkulu merupakan data cacah yang mengalami overdispersi sehingga diperlukan regresi Binomial Negatif. Namun, adanya heterogenitas spasial pada data maka perlu Regresi Binomial Negatif Terboboti Geografis yang mampu untuk mengatasi overdispersi pada data cacah dengan memperhatikan efek spasial.

Faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus malaria berbeda-beda pada tiap kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu, dari 10 lokasi tersebut hanya terdapat 7 kabupaten/kota yang memiliki variabel yang berpengaruh signifikan, sisanya tidak terdapat variabel yang berpengaruh signifikan yaitu Kabupaten Bengkulu Selatan, Seluma dan Kota Bengkulu. Sehingga terdapat 4 kelompok berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan yang membentuk pola mengelompok atau berdekatan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPS, 2014, *Indikator Kesejahteraan Rakyat Provinsi Bengkulu*, BPS Provinsi Bengkulu, Bengkulu.
- [2] Cameron, A.C., Trivedi, P.K., 1998, *Regression Analysis of Count Data*, Cambridge University Press, United Kingdom.
- [3] Cleveland, W.S., 1979, Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots, *Journal of America Statistics Association.*, 74, 829-836.
- [4] Li. F, (2000), *Multicollinearity*, Department of Statistics, Stockholm University.
- [5] McCullagh P dan Nelder J.A., 1989, *Generalized Linear Models Second Edition*, Chapman and Hall, London.
- [6] Nakaya, T., Fotheringham, A.S., Brunson, C. dan Charlton, M. 2005. Geographically Weighted Poisson Regression for Disease Association Mapping, *Statistics in Medicine*, Volume 24 Issue17, Pages 2695-2717.
- [7] Purhadi dan Ratri, N.H., 2015, Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Malaria di Jawa Timur Tahun 2013 dengan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR), *Jurnal Sains dan Seni ITS*, Volume 4 No 2, 2337-3520.
- [8] Silva A.R dan Rodrigues T.C.V., 2014, *Geographically Weighted Negative Binomial Regression-Incorporating Overdispersion*. Business Media New York, Springer Science.