



Jurnal Litbang Edusaintech (JLE)

<http://journal.pwmjateng.com/index.php/jle>

PEMODELAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION (GWNBR) PADA KASUS MALARIA DI INDONESIA

*Mob. Yamin Darsyah¹**

¹Faculty of Social Science and Political Science, UIN Walisongo, Semarang, 50185, Indonesia

* Correspondence: E-mail: mydarsyah@walisongo.ac.id

ABSTRACTS

Geographically Weighted Negative Binomial Regression Modeling by Comparing Adaptive Gaussian Weighting and Adaptive Tricube in Cases of Malaria in Indonesia. Malaria was an infectious disease caused by the bite of female malaria mosquitoes (*Anopheles*) caused by the Plasmodium parasite that breeds in human red blood cells. Malaria is one of the biggest causes of death in Indonesia, so it needs special handling in preventing the number of Indonesian malaria cases. The spread of malaria cases was caused by population density, the households with clean and healthy living behaviors (PHBS), the sufferers receiving ACT programs, and the households living in slums. Indonesia is a unitary state that has a large area and certainly has different environmental characteristics. So that spatial regression analysis is the right solution for the case of Malaria in Indonesia. The spatial regression analysis used is Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) is one of the models on spatial points. The purpose of this study is to determine the best modeling using GWNBR with malaria cases in Indonesia and the factors that influence it from a regional perspective by comparing the Adaptive Gaussian weighting matrix and Adaptive Tricube weighting matrix. The results showed that the best modeling with the smallest AIC value of 695,2341962 was Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) with Adaptive Tricube weighting. Significant variable are population density, provision of ACT treatment and slums by taking samples from Papua Province as the province with the highest number of malaria cases.

ARTICLE INFO

Article History:

Received 20 Oct 2021

Revised 21 Oct 2021

Accepted 27 Oct 2021

Available online 29 Nov 2021

Keyword:

GWNBR,

Malaria

ABSTRAK

Malaria merupakan penyakit menular yang yang disebabkan melalui gigitan nyamuk malaria (*Anopheles*) betina yang disebabkan oleh parasit Plasmodium yang berkembang biak di sel darah merah manusia. Malaria menjadi salah satu penyebab kematian terbesar di Indonesia sehingga perlu penanganan khusus dalam pencegahan jumlah kasus malaria Indonesia. Penyebaran kasus malaria salah satunya disebabkan oleh kepadatan penduduk, rumah tangga dengan perilaku hidup bersih dan sehat (PHBS), penderita mendapatkan program ACT, dan rumah tangga yang tinggal di daerah kumuh. Indonesia merupakan Negara kesatuan yang memiliki wilayah yang luas dan pasti memiliki karakteristik lingkungan yang berbeda. Sehingga analisis regresi spasial solusi yang tepat untuk kasus Malaria di Indonesia. Analisis regresi spasial yang digunakan yaitu Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) merupakan salah satu model pada spasial titik. Tujuan penelitian ini yaitu penentuan pemodelan terbaik dengan menggunakan GWNBR dengan kasus malaria di Indonesia dan faktor-faktor yang mempengaruhinya dari sudut pandang kewilayahan dengan membandingkan matriks pembobot Adaptive Gaussian dan Adaptive Tricube. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemodelan terbaik dengan nilai AIC terkecil sebesar 695,2341962 yaitu Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) dengan pembobot Adaptive Tricube. Variabel yang signifikan adalah kepadatan penduduk, pemberian pengobatan ACT dan penduduk kumuh dengan mengambil sampel dari Provinsi Papua sebagai Provinsi dengan jumlah kasus malaria tertinggi.

Keyword:

Geographically Weighted

Negative Binomial Regression,

Malaria

1 INTRODUCTION

1.1 Latar Belakang

Malaria merupakan salah satu penyakit menular yang masih menjadi masalah kesehatan di masyarakat luas dan mempengaruhi berbagai aspek kehidupan bangsa Indonesia. Malaria adalah penyakit infeksi yang disebabkan oleh parasit *Plasmodium* yang hidup dan berkembang biak dalam sel darah merah manusia yang ditularkan oleh nyamuk Malaria (*Anopheles*) betina dan dapat menyerang semua orang baik laki-laki ataupun perempuan pada semua golongan umur dari bayi, anak-anak dan orang dewasa (Kemenkes RI, 2016)

Maka dari itu perlu percepatan mencapai bebas Malaria dilakukan di Provinsi Indonesia dan tetap dibutuhkannya kewaspadaan baik petugas kesehatan, pemerintah, dan masyarakat untuk mencegah penularan kembali. Karena itu perlu juga dilakukan penelitian untuk melihat faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi jumlah kasus Malaria agar pencegahan dan pengendalian penyakit ini lebih tepat.

Jumlah kasus Malaria merupakan data cacah (count data) yang mengikuti distribusi diskrit dan untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kasus malaria

maka digunakan analisis regresi poisson. Regresi poisson yaitu metode yang memodelkan suatu peristiwa dengan memiliki peluang kejadian kecil atau bisa diartikan sebagai suatu peristiwa yang jarang terjadi dengan kejadiannya tergantung pada interval waktu tertentu atau daerah tertentu (Osgood, 2000). Menggunakan regresi poisson ada beberapa asumsi yang harus terpenuhi. Dalam regresi poisson jarang sekali terpenuhinya asumsi *mean* sama

dengan *variance* yang menimbulkan muncul fenomena overdispersi, sehingga regresi poisson tidak cocok untuk memodelkan karena akan menghasilkan parameter yang bias. Alternatif yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah dengan digunakannya regresi binomial negatif (Sari, 2015). Distribusi binomial negatif lebih cocok digunakan karena pada distribusi binomial

negatif tidak mengharuskan nilai varian variabel responnya sama dengan rata-ratanya (Cameron, 1998).

Akan tetapi dalam penelitian ini tidak hanya sampai pada penanganan overdispersi saja, tetapi juga memperhatikan aspek spasial (wilayah). Indonesia yang merupakan negara kesatuan dengan cakupan wilayah yang cukup luas, pasti memiliki lingkungan yang berbeda-beda setiap daerah. Keragaman spasial yang terjadi disebabkan adanya efek spasial (heterogenitas spasial) yang ditandai dengan perbedaan kondisi geografis, sosial budaya dan ekonomi antara wilayah satu dengan wilayah yang lain, yang menyebabkan pula setiap wilayah memiliki karakteristik berkaitan dengan kondisi lingkungan, perilaku dan pengetahuan masyarakat (Purhadi, 2015).

Masalah heterogenitas spasial tersebut mampu diatasi dengan salah satu metode hasil pengembangan model regresi linier 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 (Silva, 2014). Oleh karena itu, untuk mengatasi masalah overdispersi pada data cacah dengan memperhatikan aspek spasial, maka digunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR). Pendugaan parameter pada model GWNBR memerlukan adanya matriks pembobot untuk menjelaskan faktor yang mempengaruhi jumlah kasus Malaria di masing-masing Provinsi di Indonesia. Dalam hal ini peneliti menggunakan matriks pembobot *Adaptive* dikarenakan metode ini cocok apabila suatu pengamatan tersebar dengan pola tidak beraturan. Metode *Adaptive* dapat juga menyesuaikan dengan kondisi titik pengamatan (Fotheringham, 2009).

Dalam penelitian ini peneliti mencoba mengembangkan metode yang telah digunakan dalam penelitian terdahulu. Sehingga peneliti mengangkat judul *Pemodelan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) dengan Membandingkan Pembobot Adaptive Gaussian dan Adaptive Tricube pada Kasus Malaria di Indonesia*.

2.1 Statistika Deskriptif

Analisis ini bertujuan menguraikan tentang sifat-sifat atau karakteristik dari suatu keadaan dan untuk membuat deskripsi atau gambaran yang sistematis dan akurat mengenai fakta-fakta, sifat-sifat dari fenomena yang diselidiki (Nurina, 2015).

2.2 Multikolinieritas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi dengan beberapa variabel prediktor adalah tidak ada kasus multikolinieritas. Pendeteksian kasus multikolinieritas dilakukan menggunakan kriteria nilai VIF (Hocking, 1996). Jika nilai VIF (Variance Inflation Factor) lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinieritas antar variabel prediktor. Nilai VIF dinyatakan sebagai berikut :

$$VIF_k = \frac{1}{1-R_k^2} \quad (2.1)$$

Keterangan:

R_k^2 : koefisien determinasi antara satu variabel prediktor dengan variabel prediktor lainnya. (Hocking dalam Hidayanti, 2015).

2.3 Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan model regresi nonlinear yang sering digunakan untuk memodelkan data *count*. Jika variabel random diskrit (y) merupakan distribusi Poisson dengan parameter μ maka fungsi probabilitas dari distribusi Poisson dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$P(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; \quad y = 0, 1, 2, \dots \text{ dan } \mu > 0 \quad (2.2)$$

Keterangan:

μ : Rata-rata variabel respon yang berdistribusi Poisson .

y : Variabel dependen

e : Bilangan natural = 2.718

(Pratama, 2015)

Sedangkan untuk nilai harapan dan ragam pada Poisson adalah dimana nilai rata-rata dan varian dari y mempunyai nilai lebih dari 0 sebagai berikut:

$$E[y] = Var[y] = \mu \quad (2.3)$$

Persamaan model regresi Poisson dapat ditulis sebagai berikut.

$$\hat{\mu}_i = \exp(\hat{\beta}_0 + X_{1i} + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \dots + \hat{\beta}_p X_{pi}) \quad (2.4)$$

Keterangan:

μ_i : Merupakan rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam interval waktu tertentu.

$\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_p$: Parameter

$X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{pi}$: Variabel Independen

2.3.1 Uji Estimasi dan Signifikansi Parameter

Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter regresi Poisson adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Dengan fungsi dirumuskan sebagai berikut :

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^n e^{X_i^T \beta} + \sum_{i=1}^n y_i X_i^T \beta - \sum_{i=1}^n \ln(y_i!) \quad (2.5)$$

Untuk pengujian signifikansi parameter regresi Poisson terdiri atas uji serentak dan uji parsial menggunakan Maximum Likelihood Ratio Test (MLRT).

1. Uji signifikansi secara serentak

Uji signifikansi secara serentak menggunakan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji :

$$D(\beta) = -2 \ln \lambda = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \quad (2.6)$$

Keterangan:

$L(\hat{\omega})$: Fungsi *likelihood* tanpa melibatkan variabel predictor

$L(\hat{\Omega})$: Fungsi *likelihood* dengan melibatkan variabel predictor.

Kriteria Pengujian:

Tolak H_0 jika $D(\beta) > \chi_{(a,p)}^2$ yang berarti minimal ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan.

2. Uji signifikansi secara parsial

Kemudian dilakukan pengujian parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \beta_k = 0$$

$$H_1 = \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji :

$$Z_{hitung} = \frac{\bar{\beta}_k}{SE(\beta_k)} \quad (2.7)$$

Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ dengan α merupakan tingkat signifikansi yang ditentukan. Tolak H_0 artinya bahwa parameter ke- k signifikan terhadap model regresi Binomial Negatif.

2.3.2 Overdispersi Regresi Poisson

Regresi Poisson dikatakan overdispersi apabila nilai variansnya lebih besar dari nilai rata-ratanya. Yang artinya sifat *equidispersion* dari asumsi regresi Poisson tidak terpenuhi. *Overdispersion* menyebabkan taksiran parameter model bias dan tidak efisien. Selain itu *overdispersion* menyebabkan tingkat kesalahan model semakin besar dan regresi Poisson menjadi tidak sesuai (Camero, 1998).

Keberadaan *overdispersion* pada model regresi Poisson dapat di uji dengan nilai disperse *pearson Chi-square* atau *deviance* yang dibagi dengan derajat bebasnya, diperoleh nilai lebih besar dari 1. (Hardin, 2015).

2.4 Regresi Binomial Negatif

Regresi binomial negative termasuk dalam kelompok *Generalized Linear Model* (GLM). GLM merupakan perluasan dari proses pemodelan linier untuk pemodelan data yang mengikuti distribusi poisson dan lain-lain (McCullagh dan Nelder, 1989). Distribusi binomial negative sering digunakan untuk memodelkan data *count* yang merupakan variabel dependen yang mengalami overdispersi. Analisis regresi binomial negative digunakan untuk mengetahui hubungan antar dua variabel atau lebih yang didasarkan pada distribusi binomial negatif. Adapun Model regresi binomial negtif dinyatakan sebagai berikut :

$$\hat{y}_i = \exp[\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1i} + \hat{\beta}_2 X_{2i} \dots \hat{\beta}_p X_{pi}] + \varepsilon_i \quad (2.8)$$

Keterangan:

$\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1 \dots \hat{\beta}_p$: Parameter

ε_i : Galat untuk pengamatan ke-i

2.4.1 Pengujian Parameter Regresi Binomial Negatif

Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) digunakan untuk pendugaan parameter dalam regresi Binomial Negatif. Untuk pengujian signifikansi parameter pada regresi binomial negatif terdiri atas uji serentak dan uji parsial.

1. Uji signifikansi secara serentak

Uji signifikansi secara serentak untuk estimasi parameter model regresi Binomial Negatif menggunakan uji devians dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji:

$$D(\beta) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2 \ln \left(\frac{L(\hat{\Omega})}{L(\hat{\omega})} \right) \quad (2.9)$$

Keterangan:

$L(\hat{\omega})$: Fungsi *likelihood* tanpa melibatkan variabel predictor

$L(\hat{\Omega})$: Fungsi *likelihood* dengan melibatkan variabel predictor.

Kriteria Pengujian:

Tolak H_0 jika $D(\beta) > \chi^2_{(a,p)}$ yang berarti minimal ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan.

2. Uji signifikansi parsial

Pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \beta_k = 0$$

$$H_1 = \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji :

$$W_k = \frac{\bar{\beta}_k}{SE(\beta_k)} \quad (2.10)$$

Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ dengan α merupakan tingkat signifikansi yang ditentukan.

2.5 Aspek Spasial

Pengujian Aspek Data Spasial Regresi spasial merupakan salah satu metode yang

digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor dengan memperhatikan aspek lokasi atau spasial. Aspek spasial yang dimaksud adalah data yang digunakan memiliki error saling berkorelasi dan memiliki heterogenitas spasial (Anselin, 1988).

2.5.1 Uji Heterogenitas Spasial

Wahendra & Sri Pingit (2015) dalam penelitiannya menyebutkan bahwa pengujian heterogenitas spasial memiliki fungsi untuk menentukan apakah ada sesuatu yang khusus pada setiap lokasi pengamatan, sehingga menghasilkan parameter regresi yang berbeda-beda secara spasial. Pengujian ini menggunakan uji *Breusch-Pagan* (BP) dengan hipotesis :

$$H_0 = \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_\infty^2 = \sigma^2$$

(variansi antarlokasi sama)

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \sigma_1^2 \neq \sigma^2$$

(variansi antarlokasi berbeda)

Menggunakan statistic uji *Breusch-Pagan* (BP) sebagai berikut :

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^t \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (2.11)$$

Dengan elemen vektor f adalah :

$$f_t = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \right)$$

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

Z : Matriks berukuran $n \times (k+1)$ berisi vektor yang sudah di normal standardkan untuk setiap observasi.

e_i : Error untuk pengamatan ke i

σ^2 : Ragam error (e_i)

Kriteria keputusan tolak H_0 jika nilai BP > $X_{(\alpha, k)}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ yang artinya terjadi heteroskedastisitas dalam model (variansi berbeda antarlokasi).

2.6 Penentuan Bandwidth

Penentuan Bandwidth dan Pembobot Optimum Secara teoritis bandwidth merupakan luasan dengan radius b dari titik pusat lokasi yang digunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Pengamatan-pengamatan yang terletak di dalam radius b masih dianggap berpengaruh terhadap model pada lokasi tersebut sehingga akan diberi bobot

tergantungan pada fungsi yang digunakan. Selain itu, bandwidth menjadi pengontrol keseimbangan antara kesesuaian kurva terhadap data dan kemulusan data. Nilai bandwidth yang sangat kecil menyebabkan varians semakin besar. Hal ini dikarenakan jika nilai bandwidth sangat kecil maka akan semakin sedikit pengamatan yang berada dalam radius b , sehingga model yang diperoleh akan sangat kasar (under smoothing). Sebaliknya nilai bandwidth yang besar akan menimbulkan bias yang semakin besar karena semakin banyak pengamatan yang berada dalam radius b , sehingga model yang diperoleh akan terlampau halus (over smoothing). Pemilihan bandwidth optimum menjadi sangat penting karena akan mempengaruhi ketepatan model terhadap data, yaitu mengatur varians dan bias dari model. Penentuan bandwidth optimum dilakukan menggunakan metode Cross Validation (CV) sebagai berikut :

$$CV(b) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b))^2 \quad (2.12)$$

Keterangan:

$\hat{y}_{\neq i}(b)$: Nilai penaksir y_i dengan pengamatan lokasi (u_i, v_i).

y_i : Variabel dependen

2.7 Matriks Pembobot

2.7.1 Adaptive Kernel

Menurut Fotheringham, dkk (2002), penggunaan metode Adaptive Kernel sangat cocok apabila suatu pengamatan tersebar dengan pola tidak beraturan dan berkelompok. Metode adaptive kernel memungkinkan untuk mendapatkan nilai bandwidth yang berbeda untuk setiap titik pengamatan. Hal ini dikarenakan metode adaptive kernel dapat menyesuaikan dengan kondisi titik pengamatan. Bila titik pengamatan tersebar di sekitar pengamatan lokasi ke i yang diperoleh relatif lebih kecil. Adapun jenis fungsi pembobot adaptive kernel yang digunakan yaitu :

1. Adaptive Gaussian Kernel

$$W_j(u_i, v_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right] \quad (2.13)$$

2. Adaptive Tricube Kernel

$$W_j(u_i, v_i) = \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^3\right)^3 \quad (2.14)$$

Dengan:

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i, u_j)^2 + (v_i, v_j)^2}$$

adalah jarak Euclidean antar lokasi (u_i, v_i)

dan lokasi (u_j, v_j)

h : Nilai bandwith optimum

2.8 Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)

GWNBR merupakan metode dari Regresi Binomial Negatif yang dikembangkan dalam menduga data yang memiliki spasial heterogenitas untuk data cacah yang memiliki overdispersi. Hasil yang didapat dari model ini merupakan estimasi parameter lokal dengan masing-masing lokasi akan memiliki parameter yang berbeda (Silva & Rodrigues dalam Rini, 2018).

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

Dengan :

$$\mu_i = \exp(\sum_k \beta_k(u_i, v_i) x_{ik}, \theta_i(u_i, v_i)) \quad (2.15)$$

Sehingga model GWNBR dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$y_i \sim BN[\exp(\sum_k \beta_k(u_i, v_i) x_{ik}, \theta_i(u_i, v_i))] \quad (2.16)$$

Keterangan :

y_i : Nilai pengamatan respon ke- i

x_{ik} : Nilai pengamatan 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

$\theta_i(u_i, v_i)$: Parameter disperse 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 pada setiap lokasi dirumuskan sebagai berikut :

$$f(y_i | x_i, \beta(u_i, v_i), \theta_i) = \frac{\Gamma(y_i + \theta_i^{-1})}{\Gamma(\theta_i^{-1}) y_i!} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i}\right)^{\theta_i^{-1}} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i}\right)^{y_i} \sim BN(\mu_i, \theta_i) \quad (2.17)$$

Dimana :

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

$$\mu_i = \exp(x_i^T \beta(u_i, v_i))$$

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

2.8.1 Pengujian Kesamaan Model GWNBR dengan Regresi Binomial Negatif

Pengujian kesamaan model GWNBR dengan regresi Binomial Negatif dilakukan untuk melihat terdapat perbedaan yang signifikan atau tidak antara model GWNBR dengan Regresi Binomial Negatif dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p$$

$$H_1 = \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$$

Statistik Uji :

$$F_{hit} = \frac{\frac{Devians\ model\ A}{df\ A}}{\frac{Devians\ model\ B}{df\ B}} \quad (2.18)$$

Tolak H_0 jika $F_{hit} > F_{tabel}$ yang artinya bahwa ada perbedaan yang signifikan antara model Binomial Negatif dengan GWNBR.

Pengujian signifikan parameter model GWNBR terdiri atas uji serentak dan uji parsial.

1. Uji signifikansi secara serentak

Uji signifikansi secara serentak menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji:

$$D(\beta) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2 \ln (L(\hat{\Omega}) - L(\hat{\omega})) \quad (2.19)$$

Keterangan:

$L(\hat{\omega})$: Fungsi *likelihood* tanpa melibatkan variabel predictor

$L(\hat{\Omega})$: Fungsi *likelihood* dengan melibatkan variabel predictor.

Kriteria Pengujian:

Tolak H_0 jika $D(\beta) > \chi^2_{(a,p)}$ yang berarti minimal ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan.

2. Uji signifikansi parsial

Pengujian ini untuk mengetahui parameter saja yang signifikan terhadap variabel respon pada tiap-tiap lokasi dengan hipotesis sesbagai berikut :

$$H_0 = \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 = \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji :

$$Z_{hit} = \frac{\bar{\beta}_k(u_i, v_i)}{SE(\bar{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (2.20)$$

Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ artinya bahwa parameter tersebut berpengaruh signifikan terhadap variabel respon di lokasi pada tiap lokasi.

2.9 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan Model Terbaik Salah satu kriteria informasi dalam pemilihan model terbaik yang paling sering digunakan adalah Akaike's Information Criteria (AIC).

$$AIC = -2 \ln \widehat{L}(\hat{\theta}) + 2k \quad (2.21)$$

Keterangan :

$\widehat{L}(\hat{\theta})$ = nilai *likelihood*

k = Jumlah parameter pada tiap model yang terbentuk

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah bersumber pada Kementerian Kesehatan Republik Indonesia yaitu data yang telah di publikasi melalui data dan informasi profil kesehatan Indonesia tahun 2021. Data yang digunakan merupakan data sekunder dengan unit observasi penelitian sebanyak 34 Provinsi.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas variabel dependen (Y) dan variabel independen (X) dengan unit penelitian setiap Provinsi di Indonesia pada

tahun 2018. Variabel yang digunakan adalah Jumlah kasus malaria (Y), Persentase perilaku hidup bersih dan sehat (X_1), Persentase pemberian pengobatan ACT (X_2), Persentase rumah tangga yang tinggal di daerah kumuh (X_3), Persentase kepadatan penduduk (X_4).

3.3 Langkah Penelitian

langkah analisis pada penelitian dalam rangka mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut :

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kasus malaria dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi di Indonesia pada tahun 2018 dengan menggunakan analisis statistika deskriptif dan pemetaan wilayah untuk masing-masing variabel.
2. Pengujian kasus multikolinieritas berdasarkan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*) dan koefisien korelasi.
3. Menganalisis model regresi Poisson dengan beberapa langkah :
 - a. Penaksiran parameter model regresi Poisson
 - b. Menguji signifikansi parameter model regresi Poisson
 - c. Melakukan uji Overdispersi model regresi Poisson
4. Menganalisis model regresi Binomial Negatif
 - a. Penaksiran parameter model regresi Binomial Negatif
 - b. Menguji signifikansi parameter model Binomial Negatif
5. Melakukan uji aspek spasial dengan uji *Breusch-Pagan* untuk melihat heterogenitas spasial data.
6. Melakukan pemodelan GWNBR pada kasus Malaria di Indonesia tahun 2018, dengan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis pada persamaan dan *bandwith* optimal.
 - b. Menghitung matriks pembobot dengan menggunakan fungsi kernel *Adaptive Gaussian* dan *Adaptive Tricube*
 - c. Mengestimasi parameter model GWNBR

- d. Pemilihan model terbaik dengan melihat nilai AIC terkecil dari membandingkan model dengan pembobot adaptive Gaussian dan tricube
7. Melakukan interpretasi model GWNBR yang didapatkan dan membentuk peta pengelompokan berdasarkan variabel yang signifikan.

4. ANALISA DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

Deskriptif data dilakukan untuk mengetahui informasi awal secara umum dari data dan untuk melihat statistik dari setiap variabel yang mempengaruhi jumlah kasus malaria di Indonesia diantaranya persentase perilaku hidup bersih (X_1), persentase pemberian pengobatan ACT (X_2), persentase rumah tangga kumuh (X_3), dan persentase kepadatan penduduk (X_4). Berikut eksplorasi data secara keseluruhan.

Tabel 4.1 Statistik Deskriptif

Variabel	Minimum	Mean	Median	Maksimum	Standar Deviasi
Y	15,0	5300,1	329,50	137265,0	23541,97
X_1	6,90	74,64	85,73	100,00	29,63
X_2	21,00	91,29	96,00	100,00	15,94
X_3	1,13	7,06	6,26	40,01	6,87
X_4	9,41	734,71	101,94	15764,24	2685,60

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diinterpretasikan hasil statistik deskriptif dari variabel jumlah kasus malaria di Indonesia pada tahun 2018 tercatat sebesar 180.205 kasus. Jumlah kasus malaria tertinggi tahun 2018 untuk setiap Provinsi Indonesia sebesar 137.265 jiwa dan jumlah terendah penduduk positif terkena malaria sebesar 15 jiwa. Rata-rata secara keseluruhan jumlah kasus malaria sebesar 5300 jiwa, Nilai Median secara keseluruhan jumlah kasus malaria sebesar 329,5 jiwa, Dan nilai standar deviasi secara

keseluruhan jumlah kasus malaria sebesar 2354,97 jiwa,

4.2 Uji Multikolinieritas

Sebelum melakukan analisis lebih lanjut maka dilakukan pemeriksaan multikolinieritas terlebih dahulu agar dapat diketahui bahwa antar variabel prediktor satu dan variabel prediktor lainnya tidak memiliki korelasi yang tinggi, Penelitian ini menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*) dalam mendeteksi ada atau tidaknya kasus multikolinieritas. Berikut ini koefisien korelasi antar variabel prediktor:

Tabel 4,2 Nilai VIF dari Variabel Prediktor

Variabel Prediktor	VIF	Kriteria
X_1	3,149	< 10
X_2	1,383	< 10
X_3	3,085	< 10
X_4	1,014	< 10

Berdasarkan table 4.2 menunjukkan nilai VIF pada masing-masing variabel prediktor memiliki nilai yang kurang dari 10. Dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat kasus multikolinieritas, sehingga dapat dilanjutkan ke pengujian berikutnya.

4.3 Pemodelan Regresi Poisson dan Uji Estimasi Parameter

Setelah diketahui bahwa data yang digunakan bebas dari kasus multikolinieritas antara variabel prediktornya, maka dilanjutkan dengan pemodelan regresi Poisson. Data jumlah kasus malaria di Indonesia pada tahun 2018 diasumsikan berdistribusi Poisson karena merupakan data diskrit (*count*). Berikut ini merupakan estimasi parameter model regresi Poisson :

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Regresi Poisson

Null deviance = 882453	df= 33
Residual deviance = 31528	df= 29

	Estimate	Std. Error	Z-value	P-value
(Intercept)	6,3350	0,0583	108,67	<2e-16***
β_1	-0,0214	0,0002	-112,56	<2e-16***
β_2	0,0148	0,0006	23,54	<2e-16***
β_3	0,1070	0,0003	326,09	<2e-16***
β_4	-0,0001	0,0000	-18,21	<2e-16***
Deviance : 31528		DF : 29		

*) Signifikan dengan taraf 5%

Berdasarkan hasil tabel 4.3 diketahui untuk pengujian signifikansi parameter regresi Poisson terdiri atas uji serentak dan uji parsial menggunakan Maximum Likelihood Ratio Test (MLRT).

3. Uji signifikansi secara serentak dengan hipotesis:

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Berdasarkan hasil pengujian dengan taraf signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$) didapatkan nilai $\chi^2_{(0,05;4)} = 9,488$ yang artinya lebih kecil dari nilai Deviance= 31528, sehingga tolak H_0 yang berarti paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Sehingga perlu dilanjutkan dengan pengujian secara parsial.

4. Uji signifikansi secara parsial dengan hipotesis:

$$H_0 = \beta_k = 0$$

$$H_1 = \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Dengan taraf signifikansi (α)= 5% diperoleh $P\text{-value} < \alpha(0,05)$ yang berarti tolak H_0 sehingga dapat diambil keputusan bahwa

terdapat parameter $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus malaria di Indonesia. Sehingga model regresi poisson yang di hasilkan sebagai berikut :

$$\mu_i = \exp(6,3350 - 0,0214X_1 + 0,148X_2 + 0,1070 X_3 - 0,0001X_4)$$

dengan i menyatakan banyaknya unit pengamatan yaitu seluruh Provinsi di Indonesia.

4.4 Pemeriksaan Overdispersi

Regresi Poisson memiliki asumsi bahwa nilai *mean* sama dengan *varians* yang disebut *equidispersion*. Pada jumlah kasus malaria untuk mengetahui data mengalami kasus overdispersi atau tidak maka dapat dilihat berdasarkan hasil analisis regresi poisson sebagai berikut :

Tabel 4.4 Hasil Analisis Regresi Poisson

Berdasarkan tabel 4.4 hasil analisis regresi poisson yang dihasilkan dari nilai *residual deviance* dibagi dengan derajat bebasnya 19 bernilai 1087,17. Nilai tersebut lebih besar dari 1 yang artinya data jumlah kasus malaria di Indonesia mengalami *overdispersion*. Adanya *overdispersion* menyebabkan model regresi Poisson menjadi kurang baik karena akan menghasilkan estimasi parameter yang bias dan tidak efisien. Salah satu cara untuk mengatasi adanya kasus *overdispersion* dalam regresi Poisson adalah dengan mengganti asumsi distribusi Poisson dengan distribusi Binomial Negatif.

4.5 Pemodelan Regresi Binomial Negatif

Untuk menyelesaikan kasus *overdispersion* pada model Regresi Poisson maka menggunakan distribusi Binomial Negatif . Berikut ini merupakan hasil estimasi parameter model regresi Binomial Negatif.

Tabel 4.5 Estimasi Parameter Regresi Binomial Negatif

	Estimate	Std. Error	Z-Value	P-value
(Intercept)	6,1620	1,348	4,571	0.000***
β_1	-0,0111	0,008	-1,373	0.170
β_2	0,0073	0,012	0,590	0,555

β_3	0,1229	0,035	3,551	0,0004**
β_4	-0,0002	0,000	-2,283	0,022**
Deviance= 40,113		df=29		

dengan i menyatakan unit eksperimen yaitu seluruh Provinsi di Indonesia.

Uji	P-value
Breusch Pagan	0,00003

*) Signifikan dengan taraf 5%

Berdasarkan hasil tabel 4.5 Untuk pengujian signifikansi parameter pada regresi binomial negatif terdiri atas uji serentak dan uji parsial

3. Uji signifikansi secara serentak

Uji signifikansi secara serentak untuk estimasi parameter model regresi Binomial Negatif menggunakan uji devians dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Berdasarkan hasil pengujian dengan taraf signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$) didapatkan nilai $\chi^2_{(0,05;4)} = 9,488$ yang artinya lebih kecil dari nilai Deviance=40,113, sehingga tolak H_0 yang berarti paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Sehingga perlu dilanjutkan dengan pengujian secara parsial.

4. Uji signifikansi parsial

Pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \beta_k = 0$$

$$H_1 = \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Kriteria uji:

$$H_0: \text{ditolak jika } (p - \text{value} < \alpha)$$

$$H_0: \text{diterima jika } (p - \text{value} > \alpha)$$

Dengan taraf signifikansi (α)= 5% diperoleh $P\text{-value} < \alpha(0,05)$ yang berarti tolak H_0 sehingga dapat diambil keputusan bahwa terdapat parameter β_3, β_4 berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus malaria di Indonesia. Sehingga model regresi binomial negatif yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$\hat{\mu} = \exp(6,1620 + 0,1229X_3 - 0,0002X_4)$$

4.6 Uji Heterogenitas Spasial

Dalam mengetahui apakah terjadi heterogenitas spasial, maka digunakan uji *Breusch-Pagan*. Apabila nilai $p\text{-value}$ yang dihasilkan kurang dari alpha (α) yang digunakan maka terjadi heterogenitas spasial.

Tabel 4.6 Hasil Uji *Breusch-Pagan*

Berdasarkan hasil table 4.6 pengujian diperoleh nilai $p\text{-value}$ yang dihasilkan sebesar 0,00003 Nilai lebih kecil dari $\alpha = 5\%$ menunjukkan bahwa pada kasus jumlah malaria di Indonesia mengalami heterogenitas spasial. Selanjutnya akan dilakukan analisis lebih lanjut menggunakan metode *Geographically Weighted Binomial Negatif Regression (GWNBR)*.

4.7 Menghitung *Bandwith* , Jarak dan Matriks pembobot

Pemodelan GWNBR dilakukan dengan memberikan pembobotan spasial menggunakan pembobot berdasarkan letak geografis setiap provinsi. Langkah awal yang dilakukan yaitu menentukan letak geografis setiap provinsi di Indonesia berdasarkan *latitude* dan *longitude* (lampiran 2). Selanjutnya menghitung *bandwith* dengan jenis pembobot fungsi kernel *adaptive gaussian* dan *adaptive tricube* karena setiap Provinsi memiliki jumlah kasus malaria yang berbeda-beda sehingga setiap wilayah membutuhkan *bandwidth* yang berbeda-beda (Lampiran 3). Kemudian menentukan matriks pembobot maka perlu dicari jarak antar Provinsi terlebih dahulu (Lampiran 4), Setelah didapatkan jarak antar Provinsi maka dapat dibentuk matriks pembobot untuk penaksiran parameter di setiap Provinsi di Indonesia. Matriks pembobot dengan *adaptive Gaussian* dan *adaptive tricube* dapat dilihat pada (Lampiran 5).

4.8 Pemodelan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)*

Pemodelan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* dapat dilakukan analisis dengan terlebih dahulu menghitung jarak euclidean antar lokasi pengamatan yang terdapat dalam lampiran. Jarak euclidean yang

didapatkan digunakan untuk mencari nilai bandwidth dan mencari nilai bobot dengan dua macam pembobot *Adaptive*. Terdapat tiga jenis pengujian parameter untuk model *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* yaitu pengujian kesamaan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* dengan regresi Binomial Negatif, pengujian serentak, dan pengujian parsial.

1. Pengujian kesamaan model GWNBR dengan Regresi Binomial Negatif
 Pengujian kesamaan model GWNBR dengan regresi binomial negatif. Pengujian ini dilakukan untuk melihat apakah model GWNBR berbeda secara signifikan dengan model regresi binomial negatif.

Hipotesisnya adalah sebagai berikut.

$$H_0: \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j, j = 1, 2, 3 \dots, 5, i = 1, 2, \dots, 34$$

$$H_1: \text{minimal terdapat satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq \beta_j$$

H_0 : ditolak jika $F_{hit} > F_{tabel}$

H_0 : diterima jika $F_{hit} < F_{tabel}$

Didapatkan hasil penghitungan dengan menggunakan software R yang dapat dilihat pada Tabel 4.7 berikut :

Tabel 4.7 F_{hitung} Tiap Pembobot

	<i>Adaptive Gaussian</i>	<i>Adaptive Tricube</i>
F hitung	31,78	31,77

Hasil nilai F hitung pada masing-masing pembobot dibandingkan dengan F tabel $F_{(0,05;40;29)} = 1.81$. Semua nilai F-hitung pada semua pembobot lebih besar dari 1.81 sehingga tolak H_0 yang berarti terdapat perbedaan antara model binomial negatif dengan model GWNBR.

2. Pengujian signifikan parameter model GWNBR terdiri atas uji serentak dan uji parsial.

a. Uji signifikansi secara serentak

Uji signifikansi secara serentak menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 = \text{minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Didapatkan hasil penghitungan dengan menggunakan software R yang dapat dilihat pada Tabel 4.8 sebagai berikut.

Tabel 4.8 Nilai Devians Tiap Pembobot

	<i>Adaptive Gaussian</i>	<i>Adaptive Tricube</i>
Devians	108933,5	108960,7

Nilai devians pada tiap pembobot dibandingkan dengan $\chi^2_{(0,05;4)} = 9,488$. Semua nilai devians pada semua pembobot lebih besar dari 9,488 sehingga tolak H_0 yang berarti paling sedikit satu variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap model.

b. Uji signifikansi secara serentak

Pengujian ini untuk mengetahui parameter saja yang signifikan terhadap variabel respon pada tiap-tiap lokasi dengan hipotesis sesbagai berikut :

$$H_0: \beta_1(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1: \beta_j(u_i, v_i) \neq 0, j = 1, 2, \dots, 4$$

Hasil pengujian signifikansi parameter menghasilkan parameter yang berbeda di setiap Provinsi karena setiap pembobot menghasilkan signifikansi variabel yang berbeda. Nilai |Z-hit| yang dibandingkan dengan $Z_{(0,05/2)}$ yaitu 1,96. Jika nilai |Z-hit| > 1,96 maka tolak H_0 dan variabel tersebut signifikan terhadap model. Variabel yang signifikan di tiap Provinsi di Indonesia pada masing-masing pembobot ditampilkan pada tabel 4.9

Tabel 4.9 Variabel Signifikansi

Pembobot	Variabel Signifikansi	Provinsi
<i>Adaptive Gaussian</i>	X_2, X_3, X_4	Gorontalo, Papua, DKI Jakarta, Jawa Barat.
	X_4	Aceh, Sumatera Barat, Jambi.
	$X_1, X_2,$	Riau, Kalimantan Selatan.
	X_1, X_4	Bengkulu, Lampung,

		Kalimantan Tengah.
	X_1, X_2, X_4	Sumatera Utara, Kepulauan Riau, Maluku, Papua Barat.
	X_2	Kep. Bangka Belitung, Sulawesi Tenggara
	X_2, X_4	Jawa Tengah, Banten
	X_3, X_4	DI Yogyakarta, Sulawesi Selatan, Sulawesi Barat,
	X_1	Jawa Timur, Kalimantan Barat.
	X_1, X_3	Nusa Tenggara Timur.
	X_2, X_3	Kalimantan Timur.
	X_1, X_3, X_4	Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah.

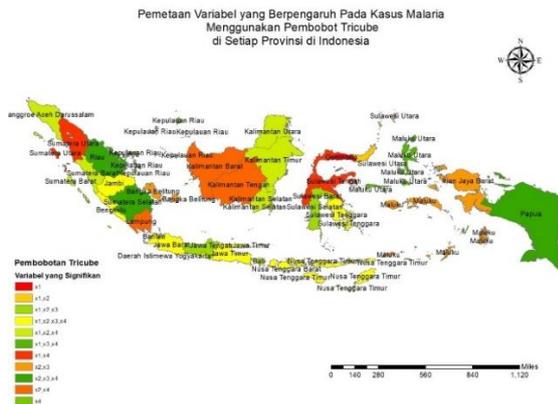
		Kalimantan Tengah.
	X_1, X_2, X_4	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Bali, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara.
	X_1, X_3, X_4	Maluku Utara.
	X_1, X_2, X_3, X_4	Jambi, Bengkulu, DKI Jakarta, Jawa Barat, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Banten, Nusa Tenggara Timur, Nusa Tenggara Barat, Sulawesi Tenggara.

Tabel 4.9 Variabel Signifikansi (Lanjutan)

Pembobot	Variabel Signifikansi	Provinsi
Adaptive Tricube	X_2, X_3, X_4	Riau, Sumatera Selatan, Papua.
	X_1, X_2, X_3	Jawa Tengah, Sulawesi Selatan.
	X_2, X_3	Kep. Bangka Belitung, Maluku, Papua Barat.
	X_4	Kep. Riau.
	X_1	Sulawesi Utara, Gorontalo.
	X_1, X_4	Sulawesi Tengah, Sulawesi Barat.
	X_2, X_4	Lampung, Kalimantan Barat,

Dari hasil pengujian parsial untuk pemodelan GWNBR pada Tabel 4.9 menunjukkan masing-masing pembobot menghasilkan variabel prediktor yang signifikan terhadap model berbeda-beda. Pembobot *adaptive Gaussian* didapatkan 12 pengelompokan dan *adaptive tricube* didapatkan 10 pengelompokan.

Adapun Pengelompokan wilayah Provinsi di Indonesia berdasarkan variabel signifikan dengan model GWNBR dengan pembobot Tricube disajikan Gambar 4.1



Gambar 4.6 Pemetaan Variabel Signifikan dengan Pembobot *Adaptive Tricube*

4.9 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan Model Terbaik Model terbaik dengan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* yang didapatkan dari perbandingan dua pembobot *adaptive* antara pembobot *adaptive gaussian* dan *adaptive tricube* dengan membandingkan nilai AIC. Nilai AIC yang paling kecil atau minimum dipilih sebagai model terbaik. Berikut hasil penghitungan AIC untuk semua pembobot kernel yang ditampilkan dalam Tabel 4.10

Tabel 4.10 Nilai AIC

	<i>Adaptive Gaussian</i>	<i>Adaptive Tricube</i>
AIC	695,2341966	695,2341962

Berdasarkan hasil tabel 4.10 Nilai AIC yang terkecil dari pemodelan GWNBR dengan pembobot *Adaptive Tricube* dengan nilai AIC sebesar 695,2341962. Sehingga model terbaik yang dihasilkan untuk kasus malaria di Indonesia tahun 2018 menggunakan model GWNBR dengan pemboobot *Adaptive Tricube*.

Berikutnya adalah menampilkan contoh pengujian parameter pada lokasi penelitian yang ke 34 ($u_{34,34}$) yaitu Provinsi Papua dengan estimasi parameter ditampilkan pada tabel 4.11.

Tabel 4.11 Estimasi Parameter GWNBR

	<i>Estimate</i>	<i>Zhitung</i>
(Intercept)	0,00022	9,060
β_1	0,00001	1,210

β_2	0,02199	88,524
β_3	0,1229	3,750
β_4	0,0005	5,630

Suatu variabel memberikan pengaruh yang signifikan jika $|Z\text{-hit}| > Z_{(0,05/2)}$ dengan taraf nyata 5%. dengan $Z_{(0,05/2)}$ yaitu 1,96. Jika nilai $|Z\text{-hit}| > 1,96$ maka tolak H_0 dan variabel tersebut signifikan terhadap model. Sehingga dapat diketahui variabel yang signifikan dengan pembobot *adaptive tricube* di Provinsi Papua adalah X_2, X_3, X_4 . Sehingga dapat dibentuk model sebagai berikut:

$$\hat{\mu}_{(u_{34,v_{34}})} = \exp(0,00022 + 0,02199 X_2 + 0,1229 X_3 + 0,0005 X_4)$$

Model tersebut menunjukkan setiap penambahan satu persen penerima pengobatan *ACT* (X_2) akan menambah rata-rata jumlah penderita malaria sebesar $\exp(0,0219) = 1,0221$ Artinya setiap penambahan 1 persen penerima pengobatan *ACT* di Provinsi Papua akan menambah jumlah kasus penderita malaria sebanyak 1,0221 kali. Setiap rumah tangga yang tinggal di tempat kumuh (X_3) akan menambah rata-rata jumlah penderita malaria sebesar $\exp(0,1229) = 1,1307$ Artinya setiap penambahan 1 rumah tangga tinggal di tempat kumuh akan menambah jumlah kasus penderita malaria di Provinsi Papua sebanyak 1,1307 kali, dimana angka tersebut mendekati 1. Setiap penambahan satu persen kepadatan penduduk (X_4) akan menambah rata-rata jumlah penderita malaria sebesar $\exp(0,0005) = 1,0005$ Artinya setiap penambahan 1 persen kepadatan penduduk di Provinsi Papua akan menambah jumlah kasus penderita malaria sebanyak 1,0005 kali

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pembahasan yang telah dijelaskan, maka didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Karakteristik dari jumlah kasus malaria di Indonesia tahun 2018 dapat dilihat pada tabel 4.1 dengan penjelasan lebih detail pada pemetaan tiap variabel respond an variabel prediktor dimana

jumlah kasus Malaria tertinggi berada di Provinsi Papua dan terendah berada di Provinsi Bali

2. Pemodelan menggunakan GWNBR dengan pembobot *adaptive Gaussian* dan *adaptive Tricube* setiap lokasinya dapat dilihat pada tabel 4.9 dengan penjelasan lebih detail.
3. Pemilihan pemodelan pada model *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) dengan membandingkan pembobot *Adaptive Gaussian* dan *Tricube* berdasarkan nilai *AIC* adalah pemodelan GWNBR dengan pembobot *Adaptive Tricube* dengan nilai *AIC* sebesar 695,2341962 dan Variabel yang berpengaruh

6. REFERENCES

- Achmadi, U.F. 2005. *Manajemen Penyakit Berbasis Wilayah*. Jakarta: Kompas Media Nusantara. Publishing.
- Andi,A.A.,dkk.2012. *Malaria Di Indonesia Tinjauan Aspek Epidemiologi*. Fakultas Psikologi. Universitas Indonesia. Masagena Press: Makassar
- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht:Kluwer Academic Publishers.
- Armawaty, W., N. 2018. *Metode Regresi Poisson Bivariat Dalam Pemodelan Jumlah Kasus HIV Dan AIDS Di Jawa Tengah Tahun 2016*. Jurusan Statistika. Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Islam Indonesia. Yogyakarta
- Casella G, Berger RL. 1990. *Statistical Inference*. California : Brooks/Cole.
- Cameron, A.C., Trivedi, P.K. 1998, *Regression Analysis of Count Data*, Cambridge University Press, United Kingdom.
- Fotheringham, A.S., Brusdon, C., Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression : The Analysis of Spatially Varying Relationships*. West Sussex: John Wiley and Sons, Ltd.
- Greene, W. 2008. *Functional Forms for the Negative Binomial Model for Count Data, Foundation, and Trends in Econometrics*,99,585-590. New York: New York University.
- Hardin, J. W., & Hilbe, J. M. 2007. *Generalized Linear Models and Extensions Second Edition*. Texas: Stata Press.
- Hidayanti, U, Latra, I., N, Puhadi. 2015. *Pemodelan Dan Pemetdaan Jumlah Kasus DBD Di Kota Surabaya Dengan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) dan Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic*. Jurusan Statistika. FMIPA. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Hocking, R.R. 1996. *Method and Applications of Linier Models*. New York : John Wiley and Sons,Inc.
- Kemenkes RI. 2018. *Data Dan Informasi Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2018*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kemenkes RI. 2018. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2018*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kemenkes RI. 2016. *Infodatin Malaria 2016*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia
- Kemenkes RI. 2016. *Data Dan Informasi Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2016*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.

signifikan pada jumlah kasus Malaria di Indonesia pada tahun 2018 menggunakan pemodelan GWNBR dengan pembobot *adaptive Tricube* disetiap provinsinya dapat dilihat pada tabel 4.9.

5.2 Saran

1. Berdasarkan model GWNBR yang didapat pada setiap Provinsi di Indonesia, diharapkan menjadi bahan pertimbangan Pemerintah untuk meminimalisir kasus kejadian Malaria di Indonesia .
2. Pada penelitian selanjutnya, diharapkan mengembangkan pemodelan GWNBR dalam penentuan bandwit dengan menggunakan metode GCV.

- KEMENKES RI. 2018. HARI MALARIA SEDUNIA, PEMERINTAH PERLUAS WILAYAH BEBAS MALARIA, JAKARTA: KEMENTERIAN KESEHATAN RI
- Kemenkes RI. 2016. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2016*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kemenkes RI. 2018. *Wilayah Indonesia Dominan Bebas Malaria 2018*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Mahmudah, N. 2018. *Bayesian Spasial Survival Model Pada Proses Kejadian HIV/AIDS Di Jawa Timur*. Jurusan Statistika. Fakultas Matematika, Komputasi Dan Sains Data. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Mattjik, A., A, Sumertajaya, I., M. 2006. *Perancangan Percobaan dengan Aplikasi SAS dan Minitab*. Edisi ke-2. Di Dalam : Panjaitan, Maricella W., 2012. Penerapan Regresi Spasial Pada Pemodelan Kasus Ketergantungan Spasial (Studi Kasus : Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2010). Departemen Statistika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Institut Pertanian Bogor. Bogor.
- McCullagh, P., dan Nelder, J. A. 1988. *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- Nurina Hayu Ratri dan Puhadi. 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.
- Osgood, D., W. 2000. *Poisson-Based Regression Analysis of Aggregate Crime Rates*. *Journal of Quantitative Criminology*, 16 : 21-43.
- Panjaitan, M., W. 2012. Penerapan Regresi Spasial Pada Pemodelan Kasus Ketergantungan Spasial (Studi Kasus : Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia Tahun 2010). Departemen Statistika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Institut Pertanian Bogor. Bogor
- Puhadi 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.
- Purwaningsih S: *Diagnosis Malaria*. Dalam : Harijanto P N, (ed). *Malaria Epidemiologi, Patogenesis, Manifestasi Klinis & Penanganan*. Jakrta: EGC; 2000:185-93.
- Pratama, W. 2015. *Pemetaan dan Pemodelan Jumlah Kasus Penyakit Tuberculosis (TBC) Di Provinsi Jawa Barat Dengan Pendekatan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)*. Jurusan Statistika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya
- Profil Kesehatan. 2017. *Indonesia : Profil Kesehatan Indonesia*
- Sari, Fefy D. 2016. *Identifikasi Wilayah Kantong Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) Dengan Flexibly Shaped Scan Statistic Melalui Pemodelan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) (Studi Kasus Jumlah Kasus DBD Di Jawa Timur)*. Program Studi S1 Statistika. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Silva A.R dan Rodrigues T.C.V. 2014, *Geographically Weighted Negative Binomial Regression Incorporating Overdispersion*. Business Media New York, Springer Science.
- White NJ: *Malaria*. In: Cook G, Bahr M(eds). *Mansons Tropical Diseases* 12 th ed. London. WB Saunders Company; 1996:1087-1165.