

Pemodelan Faktor – Faktor yang Mempengaruhi Kasus Pneumonia pada Balita di Provinsi Jawa Barat dengan Metode GWGPR

Vergilia Agam Saputri^{1*} dan Puhadi²

^{1,2}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

*Corresponding author: vergilia.18062@mhs.its.ac.id

Received: 31 March 2022

Accepted: 28 September 2022

Published: 30 September 2022

ABSTRAK – Infeksi akut pada jaringan paru yang dapat disebabkan berbagai mikroorganisme yakni jamur, virus, maupun bakteri disebut penyakit pneumonia. Pneumonia merupakan penyebab kematian tertinggi pada anak – anak di seluruh dunia. Jawa Barat masuk dalam tiga besar jumlah kematian akibat pneumonia pada balita di Indonesia serta menduduki peringkat ke-1 jumlah penderita pneumonia terbanyak pada balita. Dalam penyelesaian kasus tersebut diperlukan pemodelan dengan efek spasial karena perlu memperhatikan kondisi geografis di Jawa Barat, yakni dengan metode GWGPR. Jumlah kasus pneumonia tertinggi yakni sebanyak 10818 kasus adalah pada Kabupaten Cirebon sedangkan jumlah kasus terendah yakni pada Kota Banjar sebanyak 573 kasus. Hasil pemodelan terbaik dari kriteria AICc paling minimum sebesar 483,98 adalah menggunakan metode GWGPR dengan exposure yang membentuk dua kelompok kabupaten/kota berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kasus pneumonia pada balita di semua kabupaten/kota adalah persentase pemberian vitamin A dan persentase perilaku hidup bersih dan sehat.

Kata kunci – Exposure, GWGPR, Jawa Barat, Pneumonia Balita

ABSTRACT – Acute infection of lung tissue that can be caused by various microorganisms, namely fungi, viruses, and bacteria is called pneumonia. Pneumonia is the leading cause of death in children worldwide. West Java is in the top three of the number of deaths due to pneumonia in children under five in Indonesia and ranks 1st in the number of pneumonia sufferers in children under five. In solving this case, it is necessary to model with spatial effects because it is necessary to pay attention to geographical conditions in West Java, namely the GWGPR method. The highest number of pneumonia cases, as many as 10818 cases, was in Cirebon Regency while the lowest number of cases was in Banjar City as many as 573 cases. The best modeling results from the minimum AICc criteria of 483.98 are using the GWGPR method with exposure that forms two groups of districts/cities based on variables that have a significant effect on cases of pneumonia in children under five in all districts/cities, namely the percentage of vitamin A administration and the percentage of clean-living behavior. and healthy.

Keywords – Exposure, GWGPR, West Java, Toddler Pneumonia

I. PENDAHULUAN

Infeksi akut pada jaringan paru yang dapat disebabkan berbagai mikroorganisme yakni jamur, virus, maupun bakteri disebut penyakit pneumonia. Menurut WHO, [1] paru – paru terdiri dari kantung kecil yang disebut alveoli. Alveoli akan terisi udara bila seseorang bernapas dengan sehat. Namun bagi penderita pneumonia, alveoli akan berisi nanah maupun cairan, sehingga akan membatasi aliran oksigen dan pernapasan menjadi terasa sakit karena sel tubuh tidak bisa bekerja. Pneumonia merupakan penyebab kematian tertinggi pada anak – anak di seluruh dunia bila dibandingkan penyakit lainnya seperti HIV, AIDS, demam, malaria atau penyakit lainnya pada anak dibawah lima tahun.

Indonesia menduduki peringkat ketujuh kematian balita dengan beban pneumonia tertinggi di dunia dengan jumlah kematian balita sebanyak 25.481 kasus [2]. Jawa Barat masuk dalam tiga besar jumlah kematian akibat pneumonia pada balita di Indonesia dengan jumlah kematian sebanyak 25 kasus di tahun 2019. Jawa Barat menduduki peringkat ke-1 jumlah penderita pneumonia terbanyak pada balita di Indonesia. Jumlah penderita pneumonia pada balita tahun 2019 di Jawa Barat yaitu 114.753 kasus [3]. Melihat jumlah kematian akibat pneumonia yang tinggi perlu dilakukan upaya dalam menangani masalah tersebut. Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk menekan tingginya kasus kematian balita akibat pneumonia adalah dengan mengetahui faktor penyebab pneumonia [4].

Jumlah kasus pneumonia pada balita merupakan data diskrit yang mengikuti distribusi poisson, sehingga pemodelan dapat dilakukan dengan regresi poisson. Namun dalam kasus jumlah kasus pneumonia pada balita di Jawa Barat terjadi kasus overdispersi. Salah satu metode untuk mengatasi masalah overdispersi adalah *Generalized Poisson Regression* (GPR). Perbedaan faktor – faktor yang mempengaruhi kasus pneumonia pada balita pada tiap wilayah berbeda – beda karena kondisi tiap daerah yang memiliki karakteristik tertentu sehingga menimbulkan efek spasial. Untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi kasus pneumonia pada balita dengan kasus overdispersi dapat dilakukan dengan menggunakan *Geographically Weighted Generalized Poisson Regression* (GWGPR) yang memperhatikan faktor geografis tiap pengamatan. GWGPR merupakan metode pengembangan model regresi poisson. Metode GWGPR memperhatikan

aspek data spasial yang diberi suatu pembobot berdasarkan lokasi (koordinat lintang dan bujur) suatu wilayah pengamatan dengan wilayah lainnya [5].

Jumlah kejadian yang terjadi dalam suatu periode waktu maupun wilayah tertentu akan dipengaruhi oleh besaran yakni *exposure*. Mengacu pada penelitian sebelumnya maka permasalahan yang akan dipecahkan dalam penelitian ini adalah bagaimana model terbaik untuk kasus pneumonia pada balita di Provinsi Jawa Barat beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya dengan pendekatan GWGPR yang memperhitungkan *exposure*. Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah ingin mengetahui model terbaik untuk kasus pneumonia pada balita di Provinsi Jawa Barat beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan proses pengumpulan dan penyajian suatu gugus data yang bertujuan untuk mengetahui karakteristik data. Statistika deskriptif dibagi menjadi dua yaitu ukuran pemusatan data dan ukuran penyebaran data. Ukuran pemusatan data yang digunakan adalah *mean*, median, modus, kuartil bawah, dan kuartil atas. Ukuran penyebaran data yang digunakan adalah varians, jangkauan, standar deviasi [6].

B. Peta Tematik

Peta tematik merupakan sebuah peta yang menyajikan suatu tema dan digunakan sebagai kepentingan tertentu baik data kualitatif atau data kuantitatif yang disederhanakan sebagai dasar meletakkan informasi tematik [7]. Prinsip pengolahan data dalam SIG bila disederhanakan dapat digambarkan dengan sebuah cara yakni pewarnaan yang berbeda pada setiap wilayah karena perbedaan karakteristik pada suatu daerah [8]. Pewarnaan pada peta tematik dapat menggunakan beberapa macam metode yakni salah satunya adalah *Natural Breaks* [9].

C. Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan kondisi dimana telah terjadi hubungan yang kuat antara dua variabel prediktor di suatu model regresi yang dapat digunakan sebagai hubungan linear di suatu variabel prediktor dalam model regresi, serta dapat dideteksi menggunakan nilai koefisien korelasi serta nilai VIF. Bila nilai VIF lebih besar dari 10 maka telah terjadi kasus multikolinearitas dalam model regresi tersebut [10]. Nilai VIF dapat dirumuskan pada persamaan (1).

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}; j = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

dengan R_j^2 merupakan koefisien determinasi antar variabel prediktor ke-k dengan variabel prediktor lainnya [10].

D. Model Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan suatu bentuk analisis regresi yang digunakan untuk memodelkan data bentuk jumlah. Distribusi Poisson tanpa *exposure* memiliki parameter *mean* μ dan fungsi probabilitas pada persamaan (2).

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

dimana, μ merupakan rata-rata banyaknya kejadian dalam suatu interval tertentu dengan $E(Y) = Var(Y) = \mu$ [11]. Namun untuk distribusi poisson dengan *exposure* fungsi probabilitasnya adalah sebagai berikut pada persamaan (3).

$$f(y; \mu(q)) = \frac{e^{-\mu(q)} (\mu(q))^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \text{ dan } \mu(q) > 0 \quad (3)$$

dimana, q merupakan variabel *exposure* yang berupa jumlah populasi maupun luas wilayah [12]. Contohnya pada kasus ini yakni jumlah kasus pneumonia pada balita, maka akan dipengaruhi oleh jumlah balita.

Model regresi poisson berupa ln dari nilai ekspektasi Y_i yang proporsional terhadap jumlah q_i (bila model menggunakan *exposure*) dengan model dapat ditulis pada persamaan (4).

$$\ln\left(\frac{E(Y_i)}{q_i}\right) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (4)$$

$$\mu(q_i, x_i) = q_i \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$$

dimana, $\mathbf{x}_i^T = [1 \ x_{1i} \ x_{2i} \ \dots \ x_{ki}]$ dan $\boldsymbol{\beta}^T = [\beta_0 \ \beta_1 \ \dots \ \beta_k]$

Salah satu ciri distribusi Poisson adalah *mean* sama dengan variansi. Namun pada kenyataannya, sering ditemukan kondisi dimana variansi data yang lebih besar dibanding mean. Kondisi seperti ini disebut overdispersi.

Pemeriksaan overdispersi dapat menggunakan perbandingan rasio yakni pada persamaan (5).

$$\theta = \frac{D(\hat{\beta})}{df} = \frac{(-2\ln(L))}{n-k-1} = \frac{\left(-2\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right)\right)}{n-k-1} \tag{5}$$

Overdispersi berdampak pada parameter regresi konsisten namun tidak efisien atau menjadi bias [13]. Terdapat syarat tertentu sebagai parameter dispersi θ untuk menentukan pengaruh terhadap penentuan model yang dianalisis pada persamaan (6).

$$\theta = \begin{cases} 0, & \text{mod el regresi poisson} \\ > 0, & \text{mod el GPR overdispersi} \\ < 0, & \text{mod el GPR underdispersi} \end{cases} \tag{6}$$

Maka, untuk mengatasi overdispersi maka dapat menggunakan alternatif yakni salah satunya *Generalized Poisson Regression*.

E. Pengujian Asumsi

Pengujian asumsi yakni melalui pengujian distribusi dan heterogenitas spasial. Data diuji distribusinya untuk mengetahui distribusi probabilitas yang sesuai. Pengujian distribusi data bisa dilakukan dengan pendekatan *Kolmogorov Smirnov*, dengan hipotesis sebagai berikut [14].

$H_0 : F_0(y) = F(y)$ (data berdistribusi tertentu)

$H_1 : F_0(y) \neq F(y)$ (data tidak berdistribusi tertentu)

Statistik Uji :

$$D = \max|(F(y) - F_0(y))| \tag{7}$$

Daerah kritis :

Tolak H_0 jika $D_{hit} > D_{(1-\alpha,n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ artinya data tidak berdistribusi tertentu.

Setelah itu perlu dilakukan suatu upaya untuk mengatasi perbedaan karakteristik tiap daerah yakni dengan uji heterogenitas spasial (uji *Breusch-Pagan*) menggunakan hipotesis sebagai berikut [7].

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$ (varians tiap wilayah sama)

$H_1 : \text{minimal satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1,2,\dots,n$ (varians tiap wilayah tidak sama)

Statistik Uji :

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \tag{8}$$

dimana $f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$ dan $e_i = y_i - \hat{y}_i$. \mathbf{Z} merupakan matriks berukuran $n \times (k+1)$ yang berisi vektor yang sudah dinormalstandarkan untuk tiap variabel.

Daerah kritis :

Tolak H_0 jika $BP > \chi^2_{(\alpha,df)}$ dan $p\text{-value} < \alpha$ artinya varians tiap wilayah tidak sama.

F. Matriks Pembobot Spasial

Pembobot digunakan untuk memberikan hasil penaksiran parameter yang berbeda pada tiap wilayah yang berbeda. Pembobot digambarkan dengan jarak antar wilayah berdasarkan koordinat lintang (*latitude*) dan bujur (*longitude*). Selain itu pada kasus penelitian ini misalnya, dapat digunakan pula pembobot yakni variabel *exposure* [15].

Hal ini menunjukkan keragaman spasial antar wilayah dengan digambarkan melalui matriks pembobot W menggunakan jarak Euclidean. Pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel dengan menggunakan satu dari empat fungsi kernel yakni *Adaptive Bisquare Kernel* pada persamaan (9) [15].

$$w_{ii^*} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ii^*}}{h_i}\right)^2\right)^2 & ; d_{ii^*} \leq h_i \\ 0 & ; d_{ii^*} > h_i \end{cases} \tag{9}$$

dengan $d_{ii^*} = \sqrt{(u_i - u_{i^*})^2 + (v_i - v_{i^*})^2}$ adalah jarak *Euclidian* antara lokasi (u_i, v_i) dan (u_{i^*}, v_{i^*}) , dan h_i adalah parameter penghalus (*bandwith*). Metode yang digunakan untuk menentukan *bandwith* optimum adalah *Cross Validation (CV)* dengan persamaan (10) [16].

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\#i}(h_i))^2 \tag{10}$$

dengan $\hat{y}_{\#i}(h_i)$ adalah nilai penaksir y_i dimana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses penaksiran.

G. Model Generalized Poisson (GPR)

Model *Generalized Poisson Regression* (GPR) merupakan model yang sesuai bila data berupa jumlah untuk mengatasi kasus *over/under* dispersi dengan asumsi variabel random yakni berdistribusi poisson tergeneralisasi [17]. Parameter dalam model GPR yakni μ dengan parameter θ sebagai parameter dispersi. Model GPR mirip dengan regresi poisson dengan distribusi pada persamaan (11).

$$f(y; \mu; \theta) = \left(\frac{\mu}{1 + \theta\mu} \right)^y \left(\frac{1 + \theta y}{y!} \right)^{y-1} \exp\left(-\frac{\mu(1 + \theta y)}{1 + \theta\mu} \right), y = 0, 1, 2, \dots; \mu > 0; -\infty < \theta < \infty \tag{11}$$

dimana, *mean* dan varians model GPR adalah $E(Y) = \mu$ dan $Var(Y) = \mu(1 + \theta\mu)^2$ [11].

Model GPR tanpa *exposure* mirip dengan model regresi poisson yakni pada persamaan (12).

$$\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \tag{12}$$

Namun untuk model dengan *exposure* dengan variabel q_i pada persamaan (13).

$$\mu_i = \mu(q_i, x_i) = q_i \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \tag{13}$$

Penaksiran parameter GPR dilakukan dengan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimation*) [17]. Pengujian signifikansi parameter terdiri dari dua jenis pengujian yakni serentak maupun parsial [18]. Pengujian signifikansi parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT).

H. Model Geographically Weighted Generalized Poisson Regression (GWGPR) tanpa Exposure

Model GWGPR merupakan model pengembangan regresi GPR namun menggunakan pembobot geografis yakni titik garis lintang dan bujur pada penaksiran parameter, sehingga akan dihasilkan estimasi parameter yang berbeda tiap wilayah [7].

Model GWGPR memiliki fungsi probabilitas pada persamaan (14).

$$f(y; \mu; \theta) = \left(\frac{\mu}{1 + \theta\mu} \right)^y \left(\frac{1 + \theta y}{y} \right)^{y-1} \exp\left(-\frac{\mu(1 + \theta y)}{1 + \theta\mu} \right), y = 0, 1, 2, \dots \tag{14}$$

Persamaan model GWGPR untuk lokasi ke- i dengan menggunakan fungsi *log-link* dapat dituliskan yakni pada persamaan (15).

$$\begin{aligned} \eta_i &= g(\mu_i) = \ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\ \mu_i &= \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \end{aligned} \tag{15}$$

Metode yang digunakan dalam penaksiran parameter model GWGPR yakni menggunakan MLE [19]. Fungsi *ln-likelihood* yang telah ditambahkan pembobot untuk model GWGPR adalah sebagai berikut pada persamaan (16).

$$\ln L(\theta, \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, n) = \prod_{i=1}^n \left(\frac{\mu_i}{1 + \theta\mu_i} \right)^{y_i} \frac{(1 + \theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!} \exp\left(-\frac{\mu_i(1 + \theta y_i)}{1 + \theta\mu_i} \right) \tag{16}$$

Selanjutnya adalah menurunkan fungsi *ln-likelihood* terhadap masing – masing parameter taksiran yang disamadengankan nol menggunakan iterasi Newton Raphson untuk memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* tanpa *exposure* pada persamaan (17).

$$\begin{aligned} \ln L(\theta, \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, n) &= \\ &= \sum_{i=1}^n [y_i (\ln(\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))) - \ln(1 + \theta \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)))] \\ &+ \sum_{i=1}^n [(y_i - 1) \ln(1 + \theta y_i) - \ln(y_i!)] \\ &+ \sum_{i=1}^n \left[-\frac{\exp(\theta \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))(1 + \theta y_i)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))} \right] \end{aligned} \tag{17}$$

Langkah ketiga adalah memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* model GWGPR dengan menambahkan pembobot geografis di masing – masing lokasi yang ditunjukkan oleh persamaan (18).

$$\begin{aligned} \ln(L^*(\theta, \beta(u_i, v_i))) &= \tag{18} \\ & \sum_{i=1}^n w_{ii} [y_i \mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i)] + \sum_{i=1}^n w_{ii} [-\ln(1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i)))] \\ & + \sum_{i=1}^n w_{ii} [(y_i - 1) \ln(1 + \theta y_i) - \ln(y_i!)] \\ & + \sum_{i=1}^n w_{ii} \left[-\frac{\exp(\mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i))(1 + \theta y_i)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i))} \right] \end{aligned}$$

Langkah keempat adalah melakukan iterasi Newton-Raphson dalam rangka mendapatkan estimasi parameter model GWGPR. Algoritma untuk optimisasi metode Newton Raphson adalah:

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\beta}^*_{(0)}(u_i, v_i) = [\theta_0 \quad \beta_{00}(u_i, v_i) \quad \beta_{10}(u_i, v_i) \quad \dots \quad \beta_{k0}(u_i, v_i)]^T$ berdasarkan nilai model GPR.
2. Membentuk vektor gradien (g) dimana $\mathbf{g}(\beta)$ diperoleh dari

$$\mathbf{g}^T(\hat{\beta}^*_{(m)}(u_i, v_i))_{(k+1),x1} = \left(\frac{\partial \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \theta} \quad \frac{\partial \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_{0i}(u_i, v_i)} \quad \dots \quad \frac{\partial \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_{ki}(u_i, v_i)} \right)^T_{\beta=\hat{\beta}_{(m)}}$$

3. Membentuk matriks Hessian yang simetris yakni,

$$\mathbf{H}(\hat{\beta}^*_{(m)}(u_i, v_i))_{(k+1),x1} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \theta^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \theta \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \theta \partial \beta_k} \\ \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_0 \partial \theta} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_0 \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_k \partial \theta} & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_k \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\beta^*_i(u_i, v_i))}{\partial \beta_k \partial \beta_k} \end{pmatrix}_{\beta=\hat{\beta}_{(m)}}$$

simetris

maka $\hat{\beta}^*_{(m+1)} = \hat{\beta}^*_{(m)} - H^{-1}(\hat{\beta}^*_{(m)}) \mathbf{g}(\hat{\beta}^*_{(m)})$ (19)

4. Dilakukan proses iterasi pada persamaan 19 mulai dari nilai $m = 0$, sehingga $\hat{\beta}^*_{(m)}$ adalah sekumpulan penaksir parameter yang konvergen hingga iterasi ke- m .
5. Iterasi akan berhenti bila nilai $|| \hat{\beta}^*_{(m+1)} - \hat{\beta}^*_{(m)} || < \epsilon$, dimana ϵ sangat kecil.

Pengujian signifikansi parameter terdiri dari tiga jenis pengujian yakni pengujian kesamaan model lokal dan global, serentak maupun parsial [8]. Pengujian kesamaan model dilakukan dengan F hitung. Pengujian signifikansi parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan metode MLRT dan parsial dilakukan dengan Z hitung.

1. Model Geographically Weighted Generalized Poisson Regression (GWGPR) dengan Exposure

Model GWGPR merupakan model pengembangan regresi GPR namun menggunakan pembobot geografis yakni titik garis lintang dan bujur ataupun pembobot variabel *exposure* pada penaksiran parameteranya, sehingga akan dihasilkan estimasi parameter yang berbeda tiap wilayah [20].

Model GWGPR memiliki fungsi probabilitas pada persamaan (14). Persamaan model GWGPR untuk lokasi ke- i dengan menggunakan fungsi *log-link* dapat dituliskan yakni pada persamaan (20).

$$\begin{aligned} \eta_i &= g(\mu_i) = \ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i) \tag{20} \\ \mu_i &= q_i \exp(\mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i)) \end{aligned}$$

dimana q_i merupakan variabel *exposure* misalnya jumlah populasi.

Metode yang digunakan dalam penaksiran parameter model GWGPR yakni menggunakan MLE. Faktor letak geografis menunjukkan pembobot pada model [21].

Selanjutnya adalah menurunkan fungsi *ln-likelihood* terhadap masing – masing parameter taksiran yang disamadengankan nol menggunakan iterasi Newton Raphson untuk memaksimalkan fungsi *ln-likelihood* dengan *exposure* lalu memaksimalkan fungsi *ln-likelihood* model GWGPR dengan menambah pembobot geografis di tiap lokasi serta melakukan iterasi Newton-Raphson dengan langkah sama pada subbab H.

Pengujian signifikansi parameter terdiri dari tiga jenis pengujian yakni pengujian kesamaan model lokal dan global, serentak maupun parsial [21]. Pengujian kesamaan model sebagai berikut

$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j ; j = 0, 1, 2, \dots, k ; i = 1, 2, \dots, n$

$H_1 : \text{paling tidak terdapat satu } \beta_j(u_i, v_i) \text{ yang berhubungan dengan lokasi } (u_i, v_i); j = 0, 1, 2, \dots, k ; i = 1, 2, \dots, n$

Statistik Uji :

$$F_{hit} = \frac{DeviansGPR\ dengan\ exposure / df_{GPR\ dengan\ exposure}}{DeviansGWGPR\ dengan\ exposure / df_{GWGPR\ dengan\ exposure}} \quad (21)$$

Daerah kritis :

Tolak H_0 jika $F_{hit} > F_{\alpha; df_{GPR}; df_{GWGPR}}$ artinya ada perbedaan yang signifikan antara model GPR dengan *exposure* dan GWGPR dengan *exposure*.

Pengujian signifikansi parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan metode MLRT.

$$H_0 : \beta_1(u_{i^*}, v_{i^*}) = \beta_2(u_{i^*}, v_{i^*}) = \dots = \beta_k(u_{i^*}, v_{i^*}) = 0 ; i = 1, 2, \dots, n$$

$$H_1 : \text{paling tidak terdapat satu } \beta_k(u_{i^*}, v_{i^*}) \neq 0 ; i = 1, 2, \dots, n$$

Statistik Uji :

$$D(\hat{\beta}(u_{i^*}, v_{i^*}), i = 1, 2, \dots, n) = -2 \ln \Lambda = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\bar{\omega})} \right) = 2(\ln L(\bar{\omega}) - \ln L(\hat{\omega})) \quad (22)$$

Daerah kritis :

Tolak H_0 jika $D(\hat{\beta}(u_{i^*}, v_{i^*}), i = 1, 2, \dots, n) > \chi^2_{(\alpha, db)}$ artinya minimal ada satu variabel yang signifikan.

Pengujian signifikansi parameter secara parsial dilakukan untuk mengetahui parameter yang memberi pengaruh signifikan terhadap variabel dependen dengan hipotesis yakni.

$$H_0 : \beta_j(u_{i^*}, v_{i^*}) = 0$$

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j(u_{i^*}, v_{i^*}) \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, k ; i = 1, 2, \dots, n$$

Statistik Uji :

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_j(u_{i^*}, v_{i^*})}{se(\hat{\beta}_j(u_{i^*}, v_{i^*}))} = \frac{\hat{\beta}_j(u_{i^*}, v_{i^*})}{\sqrt{\hat{var}(\hat{\beta}_j(u_{i^*}, v_{i^*}))}} \quad (23)$$

Daerah kritis :

Tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ artinya variabel tersebut signifikan dan berpengaruh terhadap variabel independen.

J. Pemilihan Model Terbaik

Salah satu tujuan dalam melakukan analisis regresi adalah mendapat model terbaik yang mampu menjelaskan hubungan variabel dependen dan independen. Dalam pemilihan model terbaik digunakan AICc sebagai acuan. AICc merupakan model pengembangan AIC (*Akaike Information Criterion*), dimana AIC merupakan kriteria kesesuaian model untuk menduga model secara statistik dan digunakan untuk mengidentifikasi faktor yang mempengaruhi model [22].

$$AICc = -2 \ln(L(\hat{\beta}(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, n)) + 2k + \frac{2k(k+1)}{n-k-1} \quad (24)$$

dimana, n yaitu jumlah observasi dan k yakni jumlah parameter dalam model. Semakin kecil nilai AICc, maka model yang didapat semakin baik [23].

K. Pneumonia

Infeksi akut pada jaringan paru yang dapat disebabkan berbagai mikroorganisme yakni jamur, virus, maupun bakteri disebut penyakit pneumonia. Menurut WHO, [1] paru – paru terdiri dari kantung kecil yang disebut alveoli. Alveoli akan terisi udara bila seseorang bernapas dengan sehat. Namun bagi penderita pneumonia, alveoli akan berisi nanah maupun cairan, sehingga akan membatasi aliran oksigen dan pernapasan menjadi terasa sakit karena sel tubuh tidak bisa bekerja.

III. METODOLOGI

A. Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini termasuk data sekunder di tahun 2019 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan yakni publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat dan Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat. Unit observasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 27 Kabupaten/Kota di Jawa Barat.

B. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari satu variabel respon, satu variabel *exposure*, dan tujuh variabel prediktor. Berikut adalah variabel penelitian yang digunakan.

Tabel 1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Skala Data
Y	Jumlah Kasus Penyakit Pneumonia pada Balita	Rasio
X ₁	Persentase Pemberian ASI Eksklusif	Rasio
X ₂	Persentase Balita yang Mendapat Vitamin A	Rasio
X ₃	Persentase Berat Badan Lahir Rendah (BBLR)	Rasio
X ₄	Persentase Penduduk Miskin	Rasio
X ₅	Persentase Perilaku Hidup Bersih Sehat	Rasio
X ₆	Persentase Cakupan Imunisasi Dasar Lengkap	Rasio
X ₇	Persentase Balita Gizi Kurang	Rasio
q	Jumlah Balita	Rasio

C. Struktur Data

Berikut ini merupakan struktur data dari variabel yang digunakan dalam penelitian pada Tabel 2.

Tabel 2 Struktur Data

Kabupaten/Kota			Y	X ₁	X ₂	...	X _j	...	X ₇	q
	u	v								
1	u ₁	v ₁	Y ₁	X _{1,1}	X _{1,2}	...	X _{1,j}	...	X _{1,7}	q ₁
2	u ₂	v ₂	Y ₂	X _{2,1}	X _{2,2}	...	X _{2,j}	...	X _{2,7}	q ₂
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...	X _{3,j}	...	X _{3,7}	q ₃
i	u _i	v _i	Y _i	X _{i,1}	X _{i,2}	...	X _{i,j}	⋮	X _{i,7}	q _i
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
27	u ₂₇	v ₂₇	Y ₂₇	X _{27,1}	X _{27,2}	...	X _{27,j}	...	X _{27,7}	q ₂₇

D. Langkah Analisis Data

Langkah penelitian yang dilakukan untuk mengetahui faktor - faktor yang mempengaruhi kasus pneumonia pada balita di provinsi Indonesia adalah sebagai berikut.

- Mendeskripsikan gambaran umum data kasus pneumonia pada balita dan faktor yang diduga mempengaruhinya dengan statistika deskriptif pada subbab A.
- Menggunakan metode *Natural Breaks* pada subbab B untuk membuat peta tematik.
- Menguji kasus multikolinearitas antar variabel prediktor dengan nilai VIF pada persamaan (1).
- Melakukan pengujian overdispersi dan heterogenitas data pada persamaan (5) serta (8).
- Melakukan pemodelan *Generalized Poisson Regression* pada subbab G.
 - Melakukan penaksiran parameter.
 - Melakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak maupun parsial.
- Mendapatkan model GWGPR tanpa *exposure* pada subbab H dengan langkah:
 - Menghitung jarak *Euclidean* antar wilayah pada persamaan (9).
 - Mendapatkan *bandwith* yang optimum untuk tiap wilayah menggunakan *Cross Validation* pada persamaan (10) .
 - Menghitung matriks pembobot yakni garis bujur dan lintang menggunakan fungsi *Adaptive Kernel Bisquare* pada persamaan (9) .
 - Melakukan penaksiran parameter.
 - Melakukan pengujian signifikansi parameter dengan uji kesamaan model global dan lokal, serta secara serentak maupun parsial.
 - Menghitung nilai AICc pada persamaan (24).
- Mendapatkan model GWGPR dengan *exposure* pada subbab I dengan langkah:
 - Menghitung jarak *Euclidean* antar wilayah pada persamaan (9).
 - Mendapatkan *bandwith* yang optimum untuk tiap wilayah menggunakan *Cross Validation* pada persamaan (10).
 - Menghitung matriks pembobot yakni garis bujur dan lintang serta variabel *exposure*. menggunakan fungsi *Adaptive Kernel Bisquare* pada persamaan (9).
 - Melakukan penaksiran parameter.
 - Melakukan pengujian signifikansi parameter dengan uji kesamaan model global dan lokal, serta secara serentak maupun parsial.
 - Menghitung nilai AICc pada persamaan (24).
- Melakukan perbandingan antar model GWGPR dengan dan tanpa *exposure* menggunakan AICc.
- Melakukan interpretasi terhadap model terbaik.
- Menarik kesimpulan serta saran.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Statistika Deskriptif

Karakteristik dari variabel yang digunakan pada penelitian ini dapat diketahui dengan statistika deskriptif yakni pada Tabel 3.

Tabel 3 Karakteristik Jumlah Kasus Pneumonia pada Balita beserta Faktor-faktor yang Mempengaruhi

Variabel	Mean	Varians	Min	Maks
Y	4250	7261974	573	10818
X ₁	66,10	236,35	33,81	109,66
X ₂	89,14	188,05	48,60	100
X ₃	2,90	1,78	0,6	5,9
X ₄	7,41	6,43	2,07	11,60
X ₅	62,27	266,14	39,16	130,78
X ₆	101,84	258,93	86,30	161,50
X ₇	5,33	5,09	0,40	10,60

Berdasarkan Tabel 3, dapat diperoleh informasi yakni antara 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat menunjukkan bahwa rata – rata jumlah kasus pneumonia pada balita di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2019 adalah sebanyak 4250 kasus, dengan jumlah tertinggi yakni 10818 kasus yakni pada Kabupaten Cirebon dan jumlah terendah yakni pada Kota Banjar sebanyak 573 kasus.

B. Pemeriksaan Multikolinearitas

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam pembentukan model regresi adalah tidak ada kasus multikolinearitas. Multikolinearitas merupakan kondisi dimana telah terjadi hubungan yang kuat antara dua variabel prediktor di suatu model regresi yang dapat digunakan sebagai hubungan linear di suatu variabel prediktor dalam model regresi. Bila nilai VIF lebih besar dari 10 maka telah terjadi kasus multikolinearitas dalam model regresi tersebut. Nilai VIF tiap variabel prediktor yaitu pada Tabel 4.

Tabel 4 VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF
X ₁	3,88
X ₂	1,61
X ₃	2,13
X ₄	2,84
X ₅	6,84
X ₆	4,62
X ₇	1,47

Berdasarkan Tabel 4, semua variabel prediktor telah memenuhi asumsi non multikolinearitas karena nilai VIF <10. Sehingga, tidak ada variabel prediktor yang saling berkorelasi dengan variabel prediktor lainnya.

C. Pengujian Asumsi

Pengujian asumsi dilakukan dengan uji distribusi data dan uji heterogenitas data. Pengujian distribusi pada penelitian ini dilakukan dengan software *easysfit*. Berdasarkan hasil analisis didapat bahwa distribusi *poisson* memiliki nilai *p-value* sebesar 0,00 yang lebih kecil dari taraf signifikan 10%. Maka dapat diambil keputusan yakni tolak H₀ dan disimpulkan bahwa data jumlah kasus pneumonia pada balita di Provinsi Jawa Barat tidak memenuhi distribusi *poisson*.

Pemeriksaan heterogenitas data dapat diuji dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* pada persamaan (8).

Pengujian aspek data spasial dilakukan dengan heterogenitas spasial, dengan hipotesis

H₀ : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_{27}^2$ (varians tiap wilayah sama)

H₁ : minimal satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2 ; i = 1,2,\dots,27$ (varians tiap wilayah tidak sama)

Statistik Uji *Breusch-Pagan* sebesar 12,28 dan *p-value* sebesar 0,091 dengan taraf signifikansi sebesar 0,10 (10%), maka didapat kesimpulan tolak H₀ yakni variansi tiap wilayah tidak sama, sehingga terdapat perbedaan karakteristik antara satu pengamatan dengan lainnya.

D. Pemeriksaan Overdispersi

Pengujian overdispersi didapatkan dari hasil uji serentak regresi *poisson* yakni pada persamaan (5). Nilai hasil bagi residual devians yakni lebih besar dari 0, maka dapat disimpulkan bila pada kasus pneumonia balita di Jawa Barat terdapat kasus overdispersi.

E. Pemodelan GPR tanpa Exposure Jumlah Kasus Pneumonia pada Balita

Model GPR dilakukan untuk mengatasi kasus overdispersi pada regresi *poisson*. Selanjutnya dilakukan pengujian parameter baik serentak maupun parsial.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_7 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 7$$

Statistik Uji :

Berdasarkan hasil analisis diperoleh bila nilai analisis devians sebesar 25074,33 yang menunjukkan bahwa nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0,1;7)}$ yang didapat sebesar 12,01. Maka dapat disimpulkan bila, tolak H_0 artinya minimal terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Sehingga dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut

$$H_0 : \beta_j = 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 7 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ signifikan)}$$

Statistik Uji :

Pengujian parameter secara parsial, dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji $|Z_{hit}|$ dan $Z_{(0,1/2)} = 1,64$. Sehingga, menunjukkan bahwa, nilai $|Z_{hit}| > Z_{(0,1/2)} = 1,64$ pada variabel persentase balita yang mendapat vitamin A (X_2), persentase berat badan lahir rendah (X_3), persentase perilaku hidup bersih sehat (X_5), persentase cakupan imunisasi dasar lengkap (X_6) yang berpengaruh secara signifikan terhadap model. Model GPR tanpa *exposure* yang terbentuk adalah berdasarkan persamaan (12).

$$\hat{\mu} = \exp (6,321 - 0,018 X_1 + 0,023 X_2 - 0,365 X_3 + 0,012 X_4 - 0,055 X_5 + 0,034 X_6 - 0,083 X_7)$$

F. Pemodelan GPR dengan Exposure Jumlah Kasus Pneumonia pada Balita

Pembentukan model GPR dengan *exposure* dilakukan pengujian parameter baik serentak maupun parsial.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_7 = 0$$

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 7$$

Statistik Uji :

Berdasarkan hasil analisis diperoleh bila nilai analisis devians sebesar 17449,30 yang menunjukkan bahwa nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0,1;7)}$ yang didapat sebesar 12,01. Maka dapat disimpulkan bila, tolak H_0 artinya minimal terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Sehingga dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi parameter secara parsial.

$$H_0 : \beta_j = 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 7 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ signifikan)}$$

Statistik Uji :

Pengujian parameter secara parsial, dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji $|Z_{hit}|$ dan $Z_{(0,1/2)} = 1,64$. Sehingga, menunjukkan bahwa, nilai $|Z_{hit}| > Z_{(0,1/2)} = 1,64$ pada variabel persentase balita yang mendapat vitamin A (X_2) berpengaruh secara signifikan terhadap model. Model GPR dengan *exposure* yang terbentuk adalah mengacu pada persamaan (13).

$$\hat{\mu} = \exp (-6,228 + 0,004 X_1 + 0,020 X_2 + 0,025 X_3 + 0,0043 X_4 - 0,007 X_5 + 0,003 X_6 + 0,037 X_7)$$

G. Pemodelan GWGPR tanpa Exposure Jumlah Kasus Pneumonia pada Balita

Model GWGPR merupakan model pengembangan regresi GPR namun menggunakan pembobot geografis yakni titik garis lintang dan bujur pada penaksiran parameteranya.

Pengujian kesamaan model dilakukan untuk menguji kesamaan antara model lokal dan global dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j ; j = 0, 1, 2, \dots, 7 ; i = 1, 2, \dots, 27$$

$$H_1 : \text{paling tidak terdapat satu } \beta_j(u_i, v_i) \text{ yang berhubungan dengan lokasi } (u_i, v_i) ; j = 0, 1, 2, \dots, 7 ; i = 1, 2, \dots, 27$$

Statistik Uji :

Pengujian kesamaan model, dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji F_{hitung} dan $F_{(0,1;7;7)} = 2,87$. Berdasarkan hasil statistik uji maka didapatkan keputusan yakni gagal tolak H_0 karena $F_{hitung} < F_{0,1;7;7}$ yaitu $0,3835 < 2,87$ artinya tidak ada perbedaan yang signifikan antara model GPR tanpa *exposure* dan GWGPR tanpa *exposure*.

Pengujian signifikansi parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan metode MLRT dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_7(u_i, v_i) = 0 ; i = 1, 2, \dots, 27$$

$$H_1 : \text{paling tidak terdapat satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; i = 1, 2, \dots, 27, j = 1, 2, \dots, 7$$

Statistik Uji :

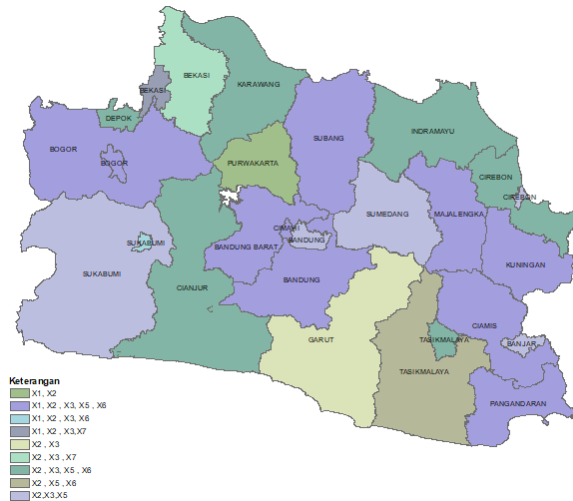
Berdasarkan hasil analisis diperoleh bila nilai analisis devians sebesar 65373,73 yang menunjukkan bahwa nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0,1;7)}$ yang didapat sebesar 12,01. Maka dapat disimpulkan bila, tolak H_0 artinya minimal terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Pengujian signifikansi parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut.

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

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; j = 1,2,\dots,7 ; i = 1,2,\dots,27$$

Pengujian parameter secara parsial, dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji $|Z_{hit}|$ dan $Z_{(0.1/2)} = 1,64$. Bila nilai $|Z_{hit}| > Z_{(0.1/2)} = 1,64$ maka dapat disimpulkan tolak H_0 artinya variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap model. Hasil estimasi parameter GWGPR tanpa *exposure* pada tiap kabupaten/kota di Jawa Barat divisualisasikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Pengelompokan Variabel Signifikan dengan Metode GWGPR tanpa exposure menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat

Gambar 1 menunjukkan bahwa terdapat 9 kelompok dengan wilayah berdekatan yang cenderung memiliki karakteristik yang sama. Selanjutnya dilakukan pengujian parameter baik serentak maupun parsial pada lokasi ke-6 yakni pada Kabupaten Tasikmalaya.

Tabel 5 Estimasi Parameter Model GWGPR tanpa exposure di Kabupaten Tasikmalaya

Parameter	Estimasi	Z hitung	SE	P-value
$\hat{\beta}_0$	29,6809	78,213	0,3795	0,00*
$\hat{\beta}_1$	-0,00065	-0,156	0,0042	0,87
$\hat{\beta}_2$	0,00647	2,105	0,0000	0,03*
$\hat{\beta}_3$	-0,11153	-3,523	0,0000	0,00*
$\hat{\beta}_4$	0,00230	0,149	0,0154	0,88
$\hat{\beta}_5$	-0,00821	-1,781	0,000	0,07*
$\hat{\beta}_6$	0,00304	0,953	0,0032	0,34
$\hat{\beta}_7$	-0,00541	-0,406	0,0133	0,68
θ	0,01688			
Devians	65373,73			
AICc	1626,49			

*) signifikan dengan taraf 10%

Berdasarkan Tabel 5 diperoleh bila nilai analisis devians sebesar 65373,73 yang menunjukkan bahwa nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0.1;7)}$ yang didapat sebesar 12,01. Maka dapat disimpulkan bila, tolak H_0 artinya minimal terdapat satu variabel prediktor di Kabupaten Tasikmalaya yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Pengujian parameter secara parsial, dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji $|Z_{hitung}|$ dan $Z_{(0.1/2)} = 1,64$ dari persamaan (21). Sehingga, menunjukkan bahwa pada Tabel 5, nilai $|Z_{hitung}| > Z_{(0.1/2)} = 1,64$ pada variabel persentase balita yang mendapat vitamin A (X_2), persentase berat badan lahir rendah (X_3), persentase perilaku hidup bersih dan sehat (X_5) berpengaruh secara signifikan terhadap model. Model GWGPR tanpa *exposure* yang terbentuk adalah berdasarkan persamaan (15).

$$\hat{\mu} = \exp (29,6809 - 0,00065 X_1 + 0,00647 X_2 - 0,11153 X_3 + 0,00230 X_4 - 0,00821 X_5 + 0,00304 X_6 - 0,00541 X_7)$$

H. Pemodelan GWGPR dengan Exposure Jumlah Kasus Pneumonia pada Balita

Model GWGPR merupakan model pengembangan regresi GPR namun menggunakan pembobot geografis yakni titik garis lintang dan bujur ataupun pembobot variabel *exposure* pada penaksiran parameternya.

Pengujian signifikansi parameter terdiri dari tiga jenis pengujian yakni pengujian kesamaan model lokal dan global, serentak maupun parsial. Pengujian kesamaan model didapatkan keputusan yakni gagal tolak H_0 karena $F_{hit} < F_{0.1;7;7}$ yaitu $0,31 < 2,87$ artinya tidak ada perbedaan yang signifikan antara model GPR dengan *exposure* dan GWGPR dengan *exposure*.

Pengujian signifikansi parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan metode MLRT dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_7(u_i, v_i) = 0 ; i=1,2,\dots,27$$

$$H_1 : \text{paling tidak terdapat satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; i = 1,2,\dots,27, j = 1,2,\dots,7$$

Statistik Uji :

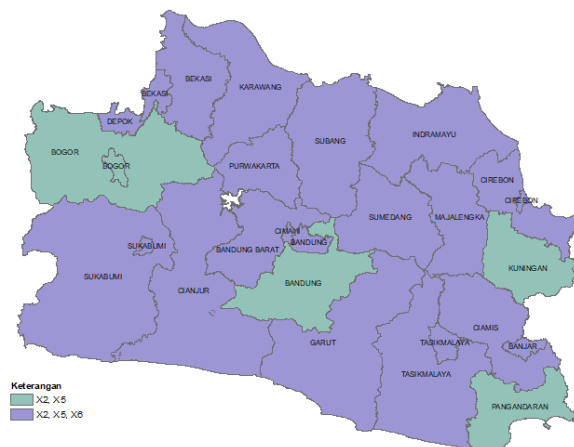
Berdasarkan hasil analisis diperoleh bila nilai analisis devians sebesar 56187,74 menunjukkan bahwa nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0,1;7)}$ yakni sebesar 12,01. Maka dapat disimpulkan bila, tolak H_0 artinya minimal terdapat satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

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

$$H_1 : \text{minimal satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; j = 1,2,\dots,7; i=1,2,\dots,27$$

Statistik Uji :

Pengujian parameter secara parsial, dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji $|Z_{hit}|$ dan $Z_{(0,1/2)} = 1,64$. Bila nilai $|Z_{hit}| > Z_{(0,1/2)} = 1,64$ maka dapat disimpulkan tolak H_0 artinya variabel tersebut berpengaruh secara signifikan terhadap model. Hasil estimasi parameter GWGPR dengan *exposure* dapat divisualisasikan pada Gambar 2.



Gambar 2 Pengelompokan Variabel Signifikan dengan Metode GWGPR dengan *exposure* menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat

Gambar 2 menunjukkan bahwa terdapat 2 kelompok dengan wilayah berdekatan yang cenderung memiliki karakteristik yang sama. Setelah didapatkan variabel signifikan dari hasil pengujian parameter secara parsial, maka disajikan contoh pembahasan hasil pengujian pada lokasi ke-1 yakni pada Kabupaten Bogor.

Tabel 6 Estimasi Parameter Model GWGPR dengan *exposure* di Kabupaten Bogor

Parameter	Estimasi	Z hitung	SE	P-value
$\hat{\beta}_0$	0,00006	632,63	0,0000	0,00*
$\hat{\beta}_1$	0,00124	0,26	0,0047	0,79
$\hat{\beta}_2$	0,00085	8,89	0,0009	0,00*
$\hat{\beta}_3$	0,00029	0,07	0,0041	0,93
$\hat{\beta}_4$	-0,00311	-0,02	0,1555	0,97
$\hat{\beta}_5$	-0,00040	-4,46	0,0008	0,00*
$\hat{\beta}_6$	0,00177	1,12	0,0015	0,26
$\hat{\beta}_7$	0,00252	0,06	0,042	0,94
θ	0,00218			
Devians	56187,74			
AICc	483,98			

*) signifikan dengan taraf 10%

Hasil uji serentak dari Tabel 6 didapatkan bahwa nilai analisis devians sebesar 56187,74 yang menunjukkan bahwa nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0,1;7)}$ yang didapat sebesar 12,01. Maka dapat disimpulkan bila, tolak H_0 artinya minimal terdapat satu variabel prediktor di Kabupaten Bogor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Pengujian signifikansi parameter secara parsial diperoleh bahwa pada variabel persentase balita yang mendapat vitamin A (X_2) dan persentase perilaku hidup bersih dan sehat (X_5) berpengaruh secara signifikan terhadap model. Model GWGPR dengan *exposure* yang terbentuk adalah berdasarkan persamaan (20).

$$\hat{\mu} = \exp (0,00006 + 0,00124 X_1 + 0,00085 X_2 + 0,00029 X_3 - 0,00311 X_4 - 0,0004 X_5 + 0,00177 X_6 + 0,00252 X_7)$$

Berdasarkan variabel yang signifikan dan model yang terbentuk dapat diketahui bahwa setiap kenaikan persentase

pemberian vitamin A sebesar lima satuan akan meningkatkan jumlah kasus pneumonia pada balita sebesar $\exp(0,00085) = 5$ kali lipat dari jumlah sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan. Hal ini belum sesuai kondisi sebenarnya, dimana seharusnya untuk setiap kenaikan persentase pemberian vitamin A akan menurunkan jumlah kasus pneumonia pada balita. Perbedaan ini disebabkan karena terdapat faktor lain yang membuat hubungan antara persentase pemberian vitamin A dengan kasus pneumonia pada balita menjadi berbanding lurus, yang seharusnya berbanding terbalik. Pemberian vitamin A sangat dibutuhkan oleh balita, karena dibutuhkan sebagai daya tahan tubuh atas terjangkit pneumonia. Setiap kenaikan persentase perilaku hidup sehat sebesar empat satuan akan menurunkan jumlah kasus pneumonia pada balita sebesar $\exp(-0,0004) = 3,99$ kali lipat dari jumlah sebelumnya dengan asumsi variabel lain konstan. Hal ini sesuai bahwa bila persentase perilaku hidup bersih dan sehat meningkat atau semakin banyak orang di unit penelitian tersebut yang peduli dengan kebersihan lingkungan akan berdampak dengan semakin sedikitnya penularan pneumonia akibat virus atau bakteri. Variabel persentase balita yang mendapat vitamin A (X_2) dan persentase perilaku hidup bersih dan sehat (X_5) berpengaruh pada setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat. Hal ini terjadi karena persentase pemberian vitamin A pada balita di Provinsi Jawa Barat cukup tinggi dan sesuai standar yakni sebesar 85,4% serta persentase perilaku hidup bersih dan sehat (X_5) pada Provinsi Jawa Barat juga cukup tinggi yakni sebesar 60,4%. Namun, hal ini juga menjadi tantangan berat bagi masyarakat dan pemerintah agar bisa meningkatkan persentase perilaku hidup bersih dan sehat di Provinsi Jawa Barat.

I. Pemilihan Model Terbaik

Perhitungan AICc untuk masing – masing pemodelan kasus pneumonia pada balita tahun 2019 di Provinsi Jawa Barat adalah pada Tabel 7 berdasarkan persamaan (24).

Tabel 7 Nilai AICc tiap Pemodelan

Metode	Nilai AICc
GWGPR tanpa <i>exposure</i>	1626,49
GWGPR dengan <i>exposure</i>	483,98

Nilai AICc untuk metode GWGPR dengan *exposure* secara umum memiliki nilai AICc terkecil yakni 483,98 dibandingkan metode lainnya sehingga metode tersebut diutamakan dalam hal menganalisis jumlah pneumonia pada balita.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Dapat disimpulkan berdasarkan hasil analisis bahwa rata – rata jumlah kasus pneumonia pada balita di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2019 adalah sebanyak 4250 kasus, dengan jumlah tertinggi yakni 10818 kasus yakni pada Kabupaten Cirebon dan jumlah terendah yakni pada Kota Banjar sebanyak 573 kasus dengan tujuh faktor yang diduga mempengaruhi secara umum tergolong cukup lemah dan tidak terdapat kasus multikolinieritas. Kriteria AICc menunjukkan bahwa metode GWGPR dengan *exposure* adalah metode yang sesuai untuk memodelkan jumlah kasus pneumonia pada balita di tiap kabupaten/kota Provinsi Jawa Barat, bila dibandingkan dengan GWGPR tanpa *exposure* karena memiliki nilai AICc yang minimum yakni sebesar 483,98. Hasil pemodelan terbaik dengan metode GWGPR dengan *exposure* terbentuk dua kelompok kabupaten/kota berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus pneumonia pada balita di semua kabupaten/kota Provinsi Jawa Barat adalah persentase pemberian vitamin A dan persentase perilaku hidup bersih dan sehat.

B. Saran

Saran bagi pemerintah, setelah diketahui faktor-faktor yang berpengaruh signifikan diharapkan mampu menjadi pertimbangan pemerintah dalam mengambil keputusan dalam membuat kebijakan agar jumlah kasus pneumonia pada balita terus menurun. Saran bagi penelitian selanjutnya, dapat mempertimbangkan variabel lain yang diduga mempengaruhi kasus pneumonia pada balita agar model yang dihasilkan lebih sesuai dengan kondisi sebenarnya, serta dapat mencoba membandingkan antara metode GWNBR dengan *exposure* dan GWGPR dengan *exposure*, tanpa menggunakan GWNBR dan GWGPR tanpa *exposure*.

REFERENSI

[1] WHO, "Pneumonia," 2 Agustus 2019. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/pneumonia>.
 [2] Kompas, "WHO," 9 November 2020. [Online]. Available: <https://www.kompas.com/>.
 [3] Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Barat, "Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat Tahun 2019," Dinas Kesehatan, Jawa Barat, 2019.
 [4] E. N. Fatimah, I. K. G. Sukarsa and M. Susilawati, "Pemodelan Risiko Penyakit Pneumonia Pada Balita di Provinsi Jawa Timur dengan Pendekatan Geographically Weighted Logistic Regression," *E-Jurnal Matematika*, pp. 31-26, 2015.
 [5] N. Fadhilah, "Geographically Weighted Regression dan Spatial Pattern Analysis untuk Pemodelan Kejadian Penyakit Malaria dan Faktor yang Mempengaruhi Di Provinsi Papua," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2015.
 [6] R. E. Walpole, Pengantar Statistika edisi ke -3, Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Umum, 1995.

- [7] E. U. L. Fitri, "Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Tuberkulosis di Jawa Timur Menggunakan Metode Geographically Weighted Generalized Poisson Regression dan Geographically Weighted Negative Binomial Regression," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2017.
- [8] M. Z. Al Fikri, "Pemodelan Faktor - Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue di Jawa Barat Menggunakan Metode Geographically Weighted Generalized Poisson Regression dan Geographically Weighted Negative Binomial Regression," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2021.
- [9] C. W. Crisana, "Analisis Perbandingan Metode Klasifikasi Autocorrelation Based Regioclasiification (ACRC) dan Non-ACRC untuk Data Spasial," FMIPA IPB, Bogor, 2014.
- [10] D. C. Montgomery, *Introduction to Linear Regression Analysis*, Canada: John Wiley & Sons, 2012.
- [11] A. Agresti, *An Introduction To Categorical Data Analysis*, Florida: A John Wiley & Sons, Inc, 2019.
- [12] D. N. Sari, "Model Geographically Weighted Multivariate Zero Inflated Generalized Poisson Regression," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2020.
- [13] A. C. Cameron and P. K. Trivedi, "Regression-Based Tests for Overdispersion in the Poisson Model," *Journal of Econometrics*, pp. 347-364, 1990.
- [14] A. M. Law and W. D. Kelton, *Simulation Modelling & Analysis*, New York: McGraw-Hill, Inc., 2000.
- [15] C. I. G. J. V. Chasco, "Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression Model.," *International Journal of Mathematics and Computation*, 2012.
- [16] R. A. Johnson and D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis Sixth Edition*, Harlow: Pearson Education International, 2013.
- [17] Y. Setyorini, A. Melliana, H. Eko, S. Rosi and Purhadi, "The Comparison Of Generalized Poisson Regression And Negative Binomial Regression Methods In Overcoming Overdispersion," *International Journal of Scientific & Technology*, 2013.
- [18] Triyanto, Purhadi, B. W. Otok and S. W. Purnami, "Parameter Estimation of Geographically Weighted Multivariate Poisson Regression," *Applied Mathematical Sciences*, pp. 4081-4093, 2015.
- [19] T. Nakaya, A. S. Fotheringham, C. Brunson and M. Charlton, "Geographically weighted Poisson regression for disease association mapping," *Statistics In Medicine*, pp. 2695-2717, 2005.
- [20] M. Adryanta and P. , "Analisis Metode Geographically Weighted Generalized Poisson Regression untuk Pemodelan Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Anak di Provinsi Jawa Timur," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, pp. 2337-3520, 2019.
- [21] S. W. Ekaputri, "Pemodelan Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Perempuan Menikah Dini di Provinsi Jambi, Riau, dan Sumatera Barat dengan Pendekatan Geographically Weighted Generalized Poisson Regression," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2020.
- [22] A. S. Fotheringham, C. Brunson and M. Charlton, *Geographically Weighted Regression*, United Kingdom: John Wiley & Sons, LTD, 2002.
- [23] N. H. Draper and H. Smith, *Applied Regression Analysis*, New York: John Wiley & Sons, 1996.
- [24] I. Renika, "Identifikasi Faktor Risiko Ekstrinsik Pneumonia pada Balita di Pulau Jawa Tahun 2018 Menggunakan Geographically Weighted Regression," Universitas Muhammadiyah Surakarta, Surakarta, 2021.



© 2022 by the authors. This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).