

Geographically Weighted Poisson Regression Model with Adaptive Bisquare Weighting Function (Case study: data on number of leprosy cases in Indonesia 2020)

Model Geographically Weighted Poisson Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive Bisquare (Studi Kasus: Data Jumlah Kasus Kusta di Indonesia Tahun 2020)

Ineu Sintia¹, Suyitno², Memi Nor Hayati³

^{1,2,3} Program Studi S1 Statistika, Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Mulawarman

Email address: ¹ineusintia.2512@gmail.com, ²suyitno.stat.unmul@gmail.com,

³meminorhayati@fmipa.unmul.ac.id

Abstract

Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) is a Poisson regression model which is applied on spatial data. The parameter estimation of GWPR is done in each observation location through spatial weighting. This study aims to determine the GWPR model of the number of leprosy cases in each province of Indonesia 2020 and to find the influencing factors. The research uses secondary data collected from Indonesian Ministry of Health and Central Statistics Agency. The spatial weighting is calculated by using the adaptive bisquare function, while the optimum bandwidth is determined by using Generalized Cross-Validation criteria (GCV). The parameter estimation of GWPR uses Maximum Likelihood Estimation (MLE) method. The result of research show that the closed form of Maximum Likelihood (ML) estimator can not be found analytically and that the approximation of ML estimator is found by using Newton-Raphson iterative method. Based on the parameter significance test of the GWPR model, the factors that influenced the number of leprosy cases locally are the percentage of households that have access to proper sanitation, population density, the percentage of people who experience health complaints and outpatient, the number of health workers, the percentage of poor people, the percentage of districts/cities that carry out healthy living community movement (GERMAS) and the percentage of habitable houses. While the factors that globally affected the number of leprosy cases are the percentage of households that have access to proper sanitation, population density, the percentage of people who experience health complaints and outpatient, the number of health workers, the percentage of poor people, the percentage of districts/cities that carry out GERMAS.

Keywords : Adaptive Bisquare, GCV, GWPR, Leprosy.



Abstrak

Model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) adalah model regresi Poisson yang diaplikasikan pada data spasial. Penaksiran parameter model GWPR dilakukan pada setiap lokasi pengamatan menggunakan pembobot spasial. Tujuan penelitian ini adalah menentukan model GWPR data jumlah kasus kusta di setiap provinsi di Indonesia tahun 2020 dan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhinya. Data penelitian adalah data sekunder diperoleh dari Kementerian Kesehatan Indonesia dan Badan Pusat Statistik. Pembobot spasial diperoleh menggunakan fungsi kernel *adaptive bisquare* dan *bandwidth* optimum ditentukan menggunakan kriteria *Generalized Cross-Validation* (GCV). Metode penaksiran parameter model GWPR adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa penaksir eksak *Maximum Likelihood* (ML) tidak dapat diperoleh secara analitik dan hampiran penaksir ML didapat menggunakan metode iteratif Newton-Raphson. Berdasarkan hasil pengujian parameter model GWPR, disimpulkan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh secara lokal adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan Gerakan Masyarakat Hidup Sehat (GERMAS) dan persentase rumah layak huni. Faktor-faktor yang berpengaruh secara global adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS.

Kata kunci: *Adaptive Bisquare*, GCV, GWPR, Kusta.

1. PENDAHULUAN

Analisis regresi adalah salah satu metode statistika yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon. Analisis regresi menurut Kurniawan [14] umumnya digunakan untuk menganalisis data variabel respon berupa data kontinu, tetapi fakta dilapangan sering dijumpai data variabel respon berupa data diskrit (*count*). Analisis regresi yang sesuai untuk memodelkan data variabel respon berupa data *count* adalah analisis regresi Poisson. Regresi Poisson merupakan *Generalized Linear Models* yang variabel responnya berdistribusi Poisson. Distribusi Poisson adalah suatu distribusi untuk peristiwa yang probabilitas kejadiannya kecil, kejadiannya tergantung pada interval waktu tertentu atau di suatu daerah tertentu dengan hasil pengamatan berupa data *count* dan antar pengamatan saling bebas [5].

Data *count* dilapangan sering ditemukan berupa data spasial (tipe titik) atau heterogenitas spasial. Data *count* heterogenitas spasial tidak dapat dimodelkan menggunakan regresi Poisson biasa dan pemodelan yang sesuai adalah model *Geographically Weighted Regression* (GWR). Pemodelan GWR pada *count* spasial yang berdistribusi Poisson dinamakan model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). GWPR merupakan model lokal dari model regresi Poisson. Berdasarkan ide model GWR, penaksiran model GWPR dilakukan pada setiap lokasi pengamatan dan menggunakan pembobot spasial [7]. Pembobot spasial merepresentasikan besar pengaruh faktor geografis suatu lokasi terhadap data di lokasi yang lainnya. Pembobot spasial bergantung pada jarak antar lokasi pengamatan, koordinat suatu lokasi dinyatakan dengan pasangan letak garis lintang (*latitude*) dan garis bujur (*longitude*). Pembobot spasial juga bergantung pada *bandwidth* dan pemilihan *bandwidth* optimum dalam analisis GWPR merupakan permasalahan yang krusial [20]. Model GWPR pada penelitian ini diaplikasikan pada data kusta.

Kusta adalah suatu penyakit infeksi kronik, kuman yang menyebabkan penyakit ini adalah kuman *Mycobacterium leprae*. Timbulnya Kusta merupakan suatu interaksi antara berbagai faktor penyebab yaitu pejamu (*host*), kuman (*agent*), dan lingkungan (*environment*), melalui suatu

proses yang dikenal sebagai rantai penularan yang terdiri dari 6 komponen, yaitu penyebab, sumber penularan, cara keluar dari sumber penularan, cara penularan, cara masuk ke pejamu, dan pejamu [11].

Indonesia pada tahun 2020 masih menjadi penyumbang kasus baru Kusta nomor 3 terbesar di dunia dengan jumlah kasus berkisar 8% dari kasus dunia yaitu sebanyak 16.704 kasus. Angka prevalensi kusta di Indonesia pada tahun 2020 sebesar 0,49 kasus per 10.000 penduduk atau 5 orang per 100.000 penduduk dan angka penemuan kasus baru sebesar 4,12 kasus per 100.000 penduduk [11].

Penyakit kusta adalah suatu penyakit dengan peluang terjadinya kecil tetapi merupakan penyakit yang sangat berbahaya, sehingga harus dicegah dan diberantas. Salah satu pencegahan penularan penyakit kusta adalah dengan memberikan informasi kepada masyarakat tentang faktor-faktor yang memengaruhi kusta. Data jumlah kasus kusta di setiap wilayah berbeda-beda dan dipengaruhi oleh faktor geografis suatu wilayah, sehingga data jumlah kasus kusta merupakan data spasial maka cara penanganan kasus kusta di setiap wilayah berbeda-beda tergantung pada kondisi setiap wilayah provinsi. Faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus kusta di setiap wilayah secara lokal dapat dianalisis menggunakan model GWPR.

Model GWPR lebih unggul daripada model global karena nilai AIC model GWPR lebih kecil dari model global. Hal ini ditunjukkan oleh penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Noviani dkk [21] dan Wati dkk [21]. Faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kusta menurut Ulfa, dkk., [22]; Ernawati, dkk., [6]; Juniardi dan Salamah [9]; dan Wati, dkk., [23] adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, jumlah tenaga kesehatan, persentase rumah tangga miskin dan persentase rumah layak huni.

Tujuan dari penelitian ini adalah memperoleh model GWPR data jumlah kasus kusta di setiap provinsi di Indonesia pada tahun 2020, mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus kusta di setiap provinsi di Indonesia tahun 2020, dan menghitung nilai parameter dispersi model global dan GWPR serta membandingkannya.

Penelitian ini dibatasi dengan pemodelan GWPR menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Bsquare*. Data pengamatan diasumsikan berdistribusi Poisson dan asumsi *equidispersi* telah terpenuhi, serta kriteria penentuan *bandwidth* optimum menggunakan *Generalized Cross-Validation* (GCV).

Sistematika penelitian ini adalah pendahuluan disajikan pada sesi pertama, tinjauan pustaka diuraikan pada sesi kedua, metode penelitian diuraikan pada sesi ketiga, hasil dan pembahasan disajikan pada sesi keempat dan kesimpulan disajikan pada sesi terakhir.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Distribusi Regresi Poisson

Distribusi poisson adalah distribusi probabilitas diskrit (*count*) yang menyatakan peluang jumlah peristiwa yang terjadi pada periode waktu tertentu dengan rata-rata kejadian yang diketahui dan terjadi dalam waktu yang saling bebas. Distribusi Poisson merupakan distribusi yang paling sederhana untuk data *count* [3].

Suatu variabel Y mempunyai distribusi Poisson jika FKP diberikan oleh

$$f_Y(y) = P_Y(Y = y) = \begin{cases} \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, & y = 0, 1, 2, \dots \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}, \quad (2.1)$$

dengan parameter $\mu > 0$, $E(Y) = \mu$, dan e adalah bilangan natural, yaitu $e \approx 2,71828$. Keistimewaan distribusi Poisson jika dibandingkan dengan distribusi lainnya adalah $E(Y) = \text{var}(Y) = \mu$ [19].

2.2 Model Regresi Poisson

Model regresi Poisson adalah model regresi non linier, variabel respon berdistribusi Poisson. Berdasarkan FKP pada persamaan (2.1) data variabel respon *count* tidak dapat dimodelkan dengan menggunakan regresi linier klasik, tetapi dapat dimodelkan dengan *Generalized Linear Models* (GLM), yakni model regresi Poisson. Model regresi poisson merupakan GLM yang variabel responnya berdistribusi poisson dan merupakan keluarga eksponensial. Model regresi Poisson dapat dituliskan dalam persamaan berikut:

$$\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.2)$$

dengan $\mathbf{x}_i^T = [1 \quad x_{i1} \quad x_{i2} \quad \dots \quad x_{ip}]$, dan $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \beta_2 \quad \dots \quad \beta_p]^T$ [17].

Penaksiran parameter regresi Poisson dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). MLE merupakan metode penaksiran parameter dengan memaksimalkan fungsi *likelihood*. Misal diberikan n data pengamatan variabel prediktor, yaitu $x_{ik}; k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n$ dan n data pengamatan variabel respon dengan $y_i \sim P(\mu_i)$. Berdasarkan FKP distribusi Poisson pada persamaan (2.1) dengan memperhatikan persamaan (2.2), fungsi *likelihood* didefinisikan oleh

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\beta}) &= \prod_{i=1}^n \frac{\exp[-\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})][\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})]^{y_i}}{y_i!} \\ &= \frac{\exp\left[-\sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})\right] \left[\exp\left(\sum_{i=1}^n y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right]}{\prod_{i=1}^n y_i!} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Penaksir maksimum *likelihood* adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}} = [\hat{\beta}_1 \quad \hat{\beta}_2 \quad \dots \quad \hat{\beta}_p]^T$, yaitu nilai $\boldsymbol{\beta}$ yang memaksimalkan fungsi *likelihood* pada persamaan (2.3). $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yang memaksimalkan fungsi *likelihood* pada persamaan (2.3) juga memaksimalkan fungsi *log-likelihood*nya dan proses mendapatkan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ lebih mudah melalui fungsi *log-likelihood* daripada fungsi *likelihood*. Penerapan logaritma natural pada persamaan (2.3) diperoleh fungsi *log-likelihood* sebagai berikut

$$\ell(\boldsymbol{\beta}) = \ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n (y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) - \ln(y_i!)). \quad (2.4)$$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}$ diperoleh dengan menurunkan fungsi *log-likelihood* (2.4) terhadap semua parameter dan disamakan dengan nol, dan diperoleh

$$\frac{\partial \ell(\boldsymbol{\beta})}{\partial(\boldsymbol{\beta})} = \mathbf{0}, \quad (2.5)$$

persamaan (2.5) adalah persamaan *likelihood* dan $\mathbf{0}$ adalah vektor nol berdimensi $(p + 1)$. Ruas kiri persamaan (2.5) dinamakan dengan vektor gradien berdimensi $p + 1$. Vektor gradien dapat dinyatakan dalam notasi matriks, yaitu

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}) = \mathbf{X}^T (\mathbf{y} - \exp[\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}]), \quad (2.6)$$

dengan $\mathbf{y} = [y_1 \quad y_2 \quad \dots \quad y_n]^T$ dan \mathbf{X} adalah matriks data pengamatan variabel prediktor berukuran $n \times (p + 1)$, yaitu

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Berdasarkan persamaan (2.6), sistem persamaan (2.5) merupakan sistem persamaan non linier, sehingga solusi eksak untuk memperoleh penaksir ML tidak dapat ditemukan secara analitik. Metode alternatif untuk memperoleh penaksir $\hat{\beta}$ adalah metode iterasi Newton-Raphson. Penentuan penaksir ML dengan menggunakan algoritma Newton-Raphson memerlukan perhitungan vektor gradien dari persamaan (2.6) dan matriks Hessian. Matriks Hessian adalah matriks simetris ukuran $(p + 1) \times (p + 1)$ yang elemen-elemennya turunan orde kedua dari fungsi *log-likelihood* terhadap semua kombinasi vektor β . Matriks Hessian dapat ditulis dalam notasi matriks, yaitu

$$\mathbf{H}(\beta) = -\mathbf{X}^T \mathbf{V} \mathbf{X} \quad (2.8)$$

dengan \mathbf{X} diberikan pada persamaan (2.7) dan \mathbf{V} adalah matriks diagonal berukuran $n \times n$ dengan elemen diagonal ke- i adalah $\exp(\mathbf{x}_i^T \beta)$.

Matriks Informasi Fisher didefinisikan oleh

$$\mathbf{I}(\hat{\beta}) = -E(\mathbf{H}(\hat{\beta})) = -\mathbf{H}(\hat{\beta}) \quad (2.9)$$

Berdasarkan matriks Hessian (2.8), matriks Informasi Fisher dapat dinyatakan dengan

$$\mathbf{I}(\hat{\beta}) = \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{V}} \mathbf{X} \quad (2.10)$$

Berdasarkan vektor gradien dan matriks Hessian yang diperoleh dari persamaan (2.6) dan (2.8), maka iterasi Newton-Raphson dapat dilakukan untuk memperoleh $\hat{\beta}$ dengan algoritma yang diberikan oleh

$$\hat{\beta}^{(m+1)} = \hat{\beta}^{(m)} - [\mathbf{H}(\hat{\beta}^{(m)})]^{-1} \mathbf{g}(\hat{\beta}^{(m)}); m = 0, 1, 2, \dots \quad (2.11)$$

Proses iterasi diawali dengan menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\beta}^{(0)} = [\hat{\beta}_0^{(0)} \quad \hat{\beta}_1^{(0)} \quad \dots \quad \hat{\beta}_p^{(0)}]^T$ dan iterasi dihentikan sampai iterasi ke- $m + 1$, jika $\|\hat{\beta}^{(m+1)} - \hat{\beta}^{(m)}\| \leq \varepsilon$, dengan ε adalah bilangan positif yang sangat kecil [3]. Nilai awal taksiran parameter dihitung dengan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) yang dinyatakan dengan rumus

$$\hat{\beta}^{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}^* \quad (2.12)$$

dengan \mathbf{X} adalah matriks variabel prediktor yang ditunjukkan oleh persamaan (2.7) dan \mathbf{Y}^* vektor nilai rata-rata data variabel respon, yakni $\mathbf{Y}^* = [\bar{Y} \quad \bar{Y} \quad \dots \quad \bar{Y}]^T$.

2.3 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

Pengujian parameter model regresi Poisson terdiri dari pengujian secara serentak dan pengujian secara parsial. Pengujian secara serentak bertujuan untuk menguji kelayakan model [4]. Hipotesis pengujian secara serentak adalah

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0 \text{ (model tidak layak)}$$

$$H_1: \text{Paling sedikit satu } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, p \text{ (model layak)}$$

Statistik uji diberikan oleh

$$G = 2(\ell(\hat{\Omega}) - \ell(\hat{\omega})), \quad (2.13)$$

dengan $\ell(\hat{\Omega})$ adalah nilai maksimum fungsi *likelihood* yang ditunjukkan oleh persamaan (2.4) dan

$$\ell(\hat{\omega}) = \sum_{i=1}^n (y_i \hat{\beta}_0 - \exp(\hat{\beta}_0) - \ln(y_i!)) \quad (2.14)$$

Statistik uji pada persamaan (2.14) berdistribusi *chi-square* dengan derajat bebas p . Hipotesis nol pada pengujian secara serentak akan ditolak pada taraf signifikansi α jika $G > \chi_{(\alpha, p)}^2$ atau menolak hipotesis nol jika $p_{value} < \alpha$, dengan

$$p_{value} = P(G_v > G) = 1 - F(G), \quad (2.15)$$

dengan $G_v \sim \chi_p^2$ dan p adalah banyaknya variabel prediktor serta $F(G)$ adalah fungsi distribusi kumulatif distribusi Poisson [13].

Pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui variabel prediktor berpengaruh secara individu terhadap variabel respon. Pengujian parameter secara parsial menggunakan uji Wald dengan hipotesis untuk parameter β_k dengan nilai k tertentu ($k = 0, 1, 2, \dots, p$) sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k = 0$$

$$H_1: \beta_k \neq 0$$

Statistik uji

$$W = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (2.16)$$

dengan $se(\hat{\beta}_k)$ adalah nilai *standard error* $\hat{\beta}_k$, yaitu $se(\hat{\beta}_k) = \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_k)}$ dengan $\text{var}(\hat{\beta}_k)$ diperoleh dari elemen diagonal ke- k dari invers matriks Informasi Fisher yaitu $[\mathbf{I}(\hat{\beta})]^{-1} = -[\mathbf{H}(\hat{\beta})]^{-1}$ dengan $\mathbf{I}(\hat{\beta})$ dan $\mathbf{H}(\hat{\beta})$ berturut-turut diberikan oleh persamaan (2.8) dan (2.9). Statistik uji $W \sim N(0,1)$. Daerah kritis pengujian hipotesisnya adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi α jika $|W| > Z_{\alpha/2}$ atau $p_{value} < \alpha$, dengan

$$p_{value} = 2(1 - P(Z < |W|)) = 2(1 - F(|Z|)), \quad (2.17)$$

Z adalah variabel acak berdistribusi normal baku dan W adalah nilai statistik uji W serta $F(|Z|)$ adalah fungsi distribusi kumulatif distribusi normal baku [3].

2.4 Pendeteksian Multikolinieritas

Montgomery, Peck, & Vining [18] menyatakan bahwa salah satu ukuran yang dapat digunakan untuk mendeteksi adanya multikolinieritas adalah *Variance Inflation Factors* (VIF). Nilai VIF > 10 mengindikasikan terdapat persoalan multikolinieritas di antara variabel prediktor dan jika nilai VIF < 10 maka tidak terdapat persoalan multikolinieritas di antara variabel prediktor. Nilai VIF dihitung berdasarkan formula

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2}, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.18)$$

dengan R_k^2 merupakan nilai koefisien determinasi model x_k yang diregresikan terhadap variabel prediktor lainnya.

2.5 Pengujian Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial bertujuan untuk mengetahui apakah data variabel respon merupakan data spasial tipe titik (heterogenitas spasial). Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan* (BP). Hipotesis pengujian heterogenitas spasial adalah

Hipotesis:

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2 \text{ (Data pengamatan bukan data heterogenitas spasial)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1, 2, \dots, n \text{ (Data pengamatan merupakan data heterogenitas spasial)}$$

Statistik uji diberikan oleh

$$BP = \left(\frac{1}{2} \right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f}, \quad (2.19)$$

dengan $\mathbf{f} = [f_1 \quad f_2 \quad \dots \quad f_n]^T$ dengan $f_i = \left(\frac{\hat{e}_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right)$, $e_i = y_i - \hat{y}_i$, σ adalah nilai variansi data respon (Y), dan \mathbf{z} adalah matriks berukuran $n \times p$ yang elemen-elemennya adalah vektor yang telah di normal standarkan untuk setiap data variabel prediktor. Statistik uji BP pada persamaan (2.19) berdistribusi *chi-square* dengan derajat bebas p . Daerah kritis pengujiannya adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi α , jika $BP > \chi^2_{(\alpha; p)}$ atau jika $p_{value} < \alpha$, dengan

$$p_{value} = P(BP_v > BP), \quad (2.20)$$

$BP_v \sim \chi^2_{(\alpha; p)}$ dan BP adalah nilai statistik uji [1].

2.6 Pembobot Spasial Model GWR

Pembobot spasial merepresentasikan besar pengaruh faktor geografis suatu lokasi terhadap data di lokasi yang lainnya. Pembobot spasial bergantung pada jarak antar lokasi, koordinat suatu lokasi dinyatakan dengan pasangan letak garis lintang (*latitude*) dan garis bujur (*longitude*). Titik lokasi yang lebih dekat dari titik lokasi pengamatan ke- i akan memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap penaksiran parameter di lokasi pengamatan ke- i , sehingga semakin dekat jarak antara lokasi pengamatan dengan titik lokasi ke- i akan semakin besar pula bobot spasialnya [16].

Salah satu pembobot spasial yang dihitung menggunakan fungsi pembobot *adaptive bisquare* diberikan oleh

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_i} \right)^2 \right]^2, & d_{ij} < b_i; i, j = 1, 2, \dots, n \\ 0 & \text{, untuk yang lainnya} \end{cases}, \quad (2.21)$$

dengan w_{ij} menyatakan bobot spasial yang diberikan oleh lokasi pengamatan ke- j untuk model lokasi ke- i , d_{ij} adalah jarak *Euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) yang diberikan oleh

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}, \quad (2.22)$$

dengan u_i menyatakan letak garis lintang (*latitude*) dan v_i menyatakan letak garis bujur (*longitude*) serta b_i pada persamaan (2.21) adalah *bandwidth* penaksiran model GWR pada lokasi ke- i .

Salah satu metode untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah *Generalized Cross-Validation* (GCV). Nilai *bandwidth* optimum adalah nilai *bandwidth* yang memberikan nilai GCV minimum. Nilai GCV dihitung berdasarkan rumus

$$GCV = \frac{n \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i(b_i))^2}{(n - v)}, \quad (2.23)$$

dengan y_i adalah data pengamatan di lokasi (u_i, v_i) , \hat{y}_i adalah nilai penaksir y_i , b_i adalah nilai *bandwidth* di lokasi pengamatan (u_i, v_i) , n adalah banyaknya sampel. $v = tr(\mathbf{S})$, \mathbf{S} adalah matriks berukuran $n \times n$ yang didefinisikan oleh

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{V}(u_1, v_1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_1, v_1) \mathbf{V}(u_1, v_1) \\ \mathbf{x}_2^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{V}(u_2, v_2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_2, v_2) \mathbf{V}(u_2, v_2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{V}(u_n, v_n) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_n, v_n) \mathbf{V}(u_n, v_n) \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

dengan $\mathbf{x}_i^T = [1 \ x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ip}]$, \mathbf{X} adalah matriks dengan elemen data pengamatan yang diberikan pada persamaan (2.7), $\mathbf{w}(u_i, v_i)$ adalah matriks diagonal pembobot spasial untuk penaksiran model GWPR lokasi ke- i yang diberikan oleh

$$\mathbf{W}(u_i, v_i) = [w_{i1} \ w_{i2} \ \dots \ w_{in}]; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.25)$$

$\mathbf{v}(u_i, v_i)$ adalah matriks diagonal berukuran $n \times n$ yang diberikan oleh

$$\mathbf{V}(u_i, v_i) = [\exp(\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \ \exp(\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) \ \dots \ \exp(\mathbf{x}_n^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))] \quad (2.26)$$

[21].

2.7 Model Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR)

Model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) merupakan model lokal dari model regresi Poisson karena penaksiran dilakukan di setiap lokasi. Misalkan koordinat semua lokasi pengamatan diketahui, berdasarkan model regresi Poisson pada persamaan (2.2) dapat dibentuk model-model lokal yang disebut model GWPR. Model GWPR pada lokasi ke- i dengan koordinat (u_i, v_i) adalah

$$\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.27)$$

dengan $\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) = [\beta_0(u_i, v_i) \ \beta_1(u_i, v_i) \ \beta_2(u_i, v_i) \ \dots \ \beta_p(u_i, v_i)]^T$.

Salah satu metode penaksiran parameter model GWPR adalah metode MLE. Penaksiran parameter model GWPR dilakukan pada setiap lokasi pengamatan dan menggunakan bobot spasial. Berdasarkan fungsi *likelihood* pada persamaan (2.3) maka fungsi *likelihood* dengan pembobot spasial pada penaksiran model GWPR pada lokasi ke- i adalah

$$L(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) = \left[\frac{\exp\left[-\sum_{j=1}^n \exp(\mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))\right] \left[\exp\left(\sum_{j=1}^n y_j \mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)\right)\right]}{\prod_{j=1}^n y_j!} \right]^{w_i} \quad (2.28)$$

Penaksir ML model GWPR lebih mudah diperoleh dengan memaksimalkan fungsi *log-likelihood* dan penaksir yang memaksimalkan fungsi *log-likelihood* juga memaksimalkan *likelihood*. Fungsi *log-likelihood* untuk penaksiran model GWPR pada lokasi (u_i, v_i) berdasarkan fungsi (2.31) adalah

$$\ell(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) = \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j \mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) - \exp(\mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) - \ln(y_j!)), \quad (2.29)$$

Penaksir parameter $\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)$ diperoleh dengan memaksimalkan fungsi *log-likelihood* persamaan (2.29) dengan cara mendifferensialkan terhadap $\beta_k(u_i, v_i)$, $k = 0, 1, 2, \dots, p$ dan menyamadengankan dengan nol, yaitu

$$\frac{\partial \ell(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i))}{\partial \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)} = \mathbf{0}, \quad (2.30)$$

dengan $\mathbf{0}$ adalah vektor nol berdimensi $(p + 1)$. Ruas kiri persamaan (2.30) disebut vektor gradien berdimensi $p+1$. Vektor gradien pada penaksiran parameter model GWPR lokasi ke- i dapat dinyatakan dalam perkalian matriks, yaitu

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)) = \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) (\mathbf{y} - \exp[\mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i)]), \quad (2.31)$$

dengan $\mathbf{w}(u_i, v_i)$ matriks yang diberikan oleh persamaan (2.28).

Berdasarkan persamaan (2.31), sistem persamaan (2.30) merupakan sistem persamaan nonlinier sehingga solusi eksak untuk memperoleh penaksir ML tidak dapat ditemukan secara analitik. Metode alternatif untuk memperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)$ adalah metode iterasi Newton-Raphson. Penentuan penaksir ML dengan algoritma Newton-Raphson memerlukan perhitungan vektor gradien dari persamaan (2.31) dan matriks Hessian. Matriks Hessian adalah matriks simetris

ukuran $(p+1) \times (p+1)$ yang elemen-elemennya turunan orde kedua dari fungsi *log-likelihood* terhadap semua kombinasi vektor parameter $\beta(u_i, v_i)$. Matriks Hessian untuk penaksiran parameter model GWPR pada lokasi ke- i dapat dinyatakan dengan perkalian matriks, yaitu

$$\mathbf{H}(\beta(u_i, v_i)) = -\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{V}(u_i, v_i) \mathbf{X}, \quad (2.32)$$

dengan \mathbf{X} diberikan pada persamaan (2.7), $\mathbf{w}(u_i, v_i)$ adalah matriks diagonal pembobot spasial untuk penaksiran model GWPR pada lokasi ke- i dengan elemen diagonalnya adalah $w_{ij}(u_i, v_i)$ dan $\mathbf{v}(u_i, v_i)$ adalah matriks diagonal berukuran $n \times n$ dengan elemen diagonalnya adalah $\exp(\mathbf{x}_i^T \beta(u_i, v_i))$.

Berdasarkan matriks Hessian (2.32) didapatkan matriks Informasi Fisher pada penaksiran model GWPR pada lokasi ke- i , yaitu

$$\mathbf{I}(\hat{\beta}(u_i, v_i)) = -E(\mathbf{H}(\hat{\beta}(u_i, v_i))) = -\mathbf{H}(\hat{\beta}(u_i, v_i)). \quad (2.33)$$

Berdasarkan vektor gradien pada persamaan (2.31) dan matriks Hessian pada persamaan (2.32), penaksir parameter $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ dapat diperoleh menggunakan iterasi Newton-Raphson dengan algoritma diberikan oleh

$$\hat{\beta}^{(m+1)}(u_i, v_i) = \hat{\beta}^{(m)}(u_i, v_i) - [\mathbf{H}(\hat{\beta}^{(m)}(u_i, v_i))]^{-1} \mathbf{g}(\hat{\beta}^{(m)}(u_i, v_i)); m = 0, 1, 2, \dots \quad (2.34)$$

Proses iterasi dimulai dengan menentukan nilai awal $\hat{\beta}^{(0)}(u_i, v_i) = [\hat{\beta}_0^{(0)}(u_i, v_i) \quad \hat{\beta}_1^{(0)}(u_i, v_i) \quad \dots \quad \hat{\beta}_p^{(0)}(u_i, v_i)]^T$, dan proses iterasi dihentikan sampai iterasi ke- $m+1$ jika memenuhi $\|\hat{\beta}^{(m+1)}(u_i, v_i) - \hat{\beta}^{(m)}(u_i, v_i)\| \leq \varepsilon$, dengan ε adalah bilangan positif yang sangat kecil [3]. Nilai awal taksiran parameter dihitung dengan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) yang dinyatakan dengan rumus

$$\hat{\beta}^{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}^* \quad (2.35)$$

dengan \mathbf{x} adalah matriks variabel prediktor yang ditunjukkan oleh persamaan (2.7) dan adalah \mathbf{Y}^* vektor nilai rata-rata data variabel respon, yakni $\mathbf{Y}^* = [\bar{Y} \quad \bar{Y} \quad \dots \quad \bar{Y}]^T$.

2.8 Pengujian Kesamaan Model Regresi Poisson dan Model GWPR

Pengujian hipotesis pertama yang dilakukan adalah pengujian kesamaan model regresi Poisson dan GWPR. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi Poisson (model global) dengan model GWPR. Hipotesis pengujiannya adalah

- H_0 : $\beta_i(u_i, v_i) = \beta_i; i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p$ (model regresi Poisson global dengan model GWPR adalah identik)
 H_1 : Minimal ada satu $\beta_i(u_i, v_i) \neq \beta_i; k = 1, 2, \dots, p$ (model regresi Poisson global dengan model GWPR tidak identik)

Statistik uji

$$F_1 = \frac{D(\hat{\beta}) / p}{D(\hat{\beta}^*) / (n \cdot p)}, \quad (2.36)$$

dengan $D(\hat{\beta})$ diberikan pada persamaan (2.13). $D(\hat{\beta}^*)$ didefinisikan oleh

$$D(\hat{\beta}^*) = 2(\ell(\hat{\Omega}_{GWPR}) - \ell(\hat{\omega})), \quad (2.37)$$

dengan

$$\ell(\hat{\Omega}_{GWPR}) = \sum_{i=1}^n (y_i \mathbf{x}_i^T \hat{\beta}(u_i, v_i) - \exp(\mathbf{x}_i^T \hat{\beta}(u_i, v_i)) - \ln y_i!), \quad (2.38)$$

dan $\ell(\hat{\omega})$ diberikan pada persamaan (2.14).

$D(\hat{\beta})$ pada persamaan (2.13) berdistribusi *chi-square* dan $D(\hat{\beta}')$ pada persamaan (2.37) berdistribusi *chi-square* sehingga $F_1 \square F_{(\alpha;df_1;df_2)}$. Daerah kritis pengujiannya adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi α , jika $F_1 > F_{(\alpha;df_1;df_2)}$ atau jika $p_{value} < \alpha$ [3].

2.9 Pengujian Parameter Model GWPR

Pengujian parameter model GWPR terdiri dari pengujian secara serentak dan pengujian secara parsial. Pengujian secara serentak untuk menguji kelayakan model. Hipotesis pengujian secara serentak adalah

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0 \text{ (model GWPR layak)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p \text{ (model GWPR tidak layak)}$$

Statistik uji

$$G_2 = 2(\ell(\hat{\Omega}_{GWPR}) - \ell(\hat{\omega}_{GWPR})) \quad (2.39)$$

dengan $\ell(\hat{\Omega}_{GWPR})$ diberikan pada persamaan (2.38) dan

$$\ell(\hat{\omega}_{GWPR}) = \sum_{i=1}^n (y_i \hat{\beta}_0(u_i, v_i) - \exp(\hat{\beta}_0(u_i, v_i)) - \ln y_i) \quad (2.40)$$

Statistik uji persamaan (2.39) mendekati distribusi *chi-square* dengan derajat bebas $v = tr(S)$. Daerah kritis pengujiannya adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi α , jika $G_2 > \chi_{(\alpha;v)}^2$ atau $p_{value} < \alpha$ [21].

Pengujian parameter model GWPR secara parsial dilakukan untuk mengetahui variabel prediktor berpengaruh secara individual terhadap variabel respon. Hipotesis secara parsial untuk parameter $\beta_k(u_i, v_i)$ dengan nilai k tertentu ($k = 0, 1, 2, \dots, p$) adalah

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

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0 ; i = 1, 2, \dots, n$$

Statistik uji adalah

$$Z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (2.41)$$

dengan $se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))$ adalah nilai *standard error* $\hat{\beta}_k(u_i, v_i)$, yaitu $se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i)) = \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))}$ dengan $\text{var}(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))$ diperoleh dari elemen diagonal ke- k dari invers matriks Informasi Fisher yaitu $[\mathbf{I}(\hat{\beta}(u_i, v_i))]^{-1} = -[\mathbf{H}(\hat{\beta}(u_i, v_i))]^{-1}$ dengan $\mathbf{H}(\hat{\beta}(u_i, v_i))$ diberikan oleh persamaan (2.32). Statistik uji $Z_{hitung} \square Z(0,1)$ dan daerah kritis pengujian hipotesisnya adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi α jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ atau $p_{value} < \alpha$ [3].

2.10 Ukuran Kebaikan Model

Salah satu kriteria penentuan kebaikan model selain GCV adalah menggunakan kriteria *Bayesian Information Criterion* (BIC). BIC merupakan salah satu ukuran kebaikan model yang didasarkan pada metode MLE, metode MLE ini digunakan untuk mencari fungsi maksimum *likelihood* dari model.

Model yang terbaik adalah model yang memiliki nilai BIC terkecil. Nilai BIC dirumuskan sebagai berikut

$$BIC = -2\ell(\hat{\beta}) + p \ln(n), \quad (2.42)$$

dengan $\ell(\hat{\beta}) = \ln L(\hat{\beta})$ adalah nilai maksimum fungsi *log-likelihood* model, p adalah banyaknya parameter yang ditaksir dan n adalah banyaknya data [15].

2.11 Interpretasi Model GWPR

Interpretasi parameter model GWPR berguna untuk menjelaskan pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon berdasarkan perubahan data variabel prediktor. Interpretasi model GWPR dapat menggunakan nilai rasio menggunakan rumus

$$R(x_k) = e^{\beta_k}; k = 1, 2, \dots, p \quad (2.43)$$

[10].

2.12 Penyakit Kusta

Kusta adalah penyakit infeksi kronik yang disebabkan oleh kuman *Mycobacterium leprae*. Timbulnya Kusta merupakan suatu interaksi antara berbagai faktor penyebab yaitu pejamu (*host*), kuman (*agent*), dan lingkungan (*environment*), melalui suatu proses yang dikenal sebagai rantai penularan yang terdiri dari 6 komponen, yaitu penyebab, sumber penularan, cara keluar dari sumber penularan, cara penularan, cara masuk ke pejamu, dan pejamu [11].

Penyakit kusta adalah salah satu penyakit menular yang menimbulkan masalah sangat kompleks. Masalah yang dimaksud bukan hanya dari segi medis tetapi meluas sampai masalah sosial, ekonomi, budaya, keamanan dan ketahanan nasional. Penyakit kusta adalah penyakit menular yang disebabkan oleh kuman kusta (*Mycobacterium leprae*) yang menyerang saraf tepi, kulit dan jaringan tubuh lainnya kecuali susunan saraf pusat [10].

3. METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Data dan Variabel Penelitian

Jenis data penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *website* resmi Kementerian Kesehatan Indonesia, Badan Pusat Statistik (BPS) dan *Google Maps*. Total sampel yang digunakan adalah 34 provinsi di Indonesia tahun 2020.

Penelitian ini melibatkan 1 variabel respon dan 7 variabel prediktor. Deskripsi variabel-variabel penelitian ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Jumlah Kasus Kusta
x_1	Persentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses Sanitasi Layak
x_2	Kepadatan Penduduk
x_3	Persentase Penduduk yang Memiliki Keluhan Kesehatan dan Berobat Jalan
x_4	Jumlah Tenaga Kesehatan
x_5	Persentase Penduduk Miskin
x_6	Persentase Kabupaten/Kota yang Melaksanakan Gerakan Masyarakat Hidup Sehat (GERMAS)
x_7	Persentase Rumah Layak Huni

3.2 Tahapan Analisis Data

Adapun tahapan analisis data pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis statistik deskriptif data variabel respon.
2. Pendeteksian multikolinieritas menggunakan nilai VIF dengan persamaan (2.18).
3. Pemodelan regresi Poisson.
4. Pengujian signifikansi parameter model Poisson secara serentak dan parsial dengan persamaan berturut-turut (2.13) dan (2.17).

5. Pengujian heterogenitas spasial menggunakan persamaan (2.19).
6. Pemodelan GWPR.
7. Membandingkan nilai GCV dan BIC model GWPR dengan persamaan berturut-turut (2.23) dan (2.42).
8. Pengujian kesamaan model regresi Poisson global dan model GWPR dengan persamaan (2.39).
9. Pengujian parameter model GWPR secara serentak dengan persamaan (2.39) dan secara parsial dengan persamaan (2.41).
10. Interpretasi model GWPR.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Statistik Deskriptif

Deskripsi data variabel respon terkandung dalam statistik deskriptif yang meliputi nilai minimum, nilai maksimum, nilai rata-rata, standar deviasi, dan koefisien variasi yang disajikan pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data Variabel Respon

Variabel	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi	Koefisien Variasi (KV)	Satuan
Y	14	1863	329	428,26	130,32	Kasus

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 4.1, jumlah kasus kusta terendah di Indonesia pada tahun 2020 adalah di Provinsi Bengkulu sebanyak 14 kasus dan jumlah kasus kusta tertinggi di Indonesia adalah di Provinsi Jawa Timur yaitu sebanyak 1863 kasus. Rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia adalah 329 kasus dengan simpangan baku sebesar 428,26 dan koefisien variasi sebesar 130,32%.

4.2 Pendeteksian Multikolinieritas

Pendeteksian multikolinieritas bertujuan untuk mengetahui terdapat hubungan linier antar variabel prediktor pada model regresi. Pendeteksian multikolinieritas pada penelitian ini menggunakan ukuran *Variance Inflation Factors* (VIF) pada persamaan (2.18). Hasil perhitungan nilai VIF disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF	Indikasi Multikolinieritas
x_1	6,4655	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas
x_2	2,5671	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas
x_3	2,5635	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas
x_4	2,5431	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas
x_5	2,8672	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas
x_6	1,8201	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas
x_7	5,7110	Tidak terdapat persoalan multikolinieritas

Berdasarkan nilai VIF pada Tabel 4.2 dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat persoalan multikolinieritas antar variabel prediktor pada model regresi. Hal ini ditunjukkan dengan nilai VIF untuk setiap variabel prediktor kurang dari 10.

4.3 Model Regresi Poisson

Penaksiran parameter model regresi Poisson menggunakan metode MLE yang diselesaikan dengan menggunakan algoritma iterasi Newton-Raphson yang diberikan oleh persamaan (2.11). Berdasarkan hasil penaksiran parameter diperoleh model regresi Poisson adalah

$$\mu_i = \exp(5,8659 - 0,0144 X_{i1} + 0,0001 X_{i2} - 0,0401 X_{i3} + 0,0002 X_{i4} + 0,0554 X_{i5} - 0,0011 X_{i6} + 0,0030 X_{i7}); i = 1, 2, 3, \dots, 34 \quad (4.1)$$

Nilai GCV dan BIC model regresi Poisson global berturut-turut sebesar 89954,4114 dan 5121,1368.

4.4 Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dilakukan secara serentak dan secara parsial. Hipotesis pengujian signifikansi parameter secara serentak adalah

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0 \text{ (Model regresi tidak layak digunakan)}$$

$$H_1 : \text{Minimal satu } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 \text{ (Model regresi layak digunakan)}$$

Hasil perhitungan statistik uji dan p_{value} untuk pengujian signifikansi parameter secara serentak menggunakan persamaan (2.13) disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson Global Secara Serentak

Statistik Uji G	$\chi^2_{(0,05;7)}$	p_{value}	Keputusan
8848,1477	14,0671	0,000	Menolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.3, diputuskan untuk menolak H_0 karena nilai statistik $G = 8848,1477 > \chi^2_{(0,05;7)} = 14,0671$ dan $p_{value} = 0,000 < \alpha = 0,05$. Kesimpulan dari pengujian hipotesis ini adalah model regresi Poisson global pada persamaan (4.1) adalah model yang layak (*fit*).

Hipotesis pengujian secara parsial untuk k tertentu dengan $k = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ adalah

$$H_0 : \beta_k = 0, \text{ (Variabel prediktor } x_k \text{ tidak berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia)}$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0 \text{ (Variabel prediktor } x_k \text{ berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia)}$$

Hasil perhitungan taksiran, statistik uji W , nilai kritis, p_{value} dan keputusan uji secara parsial ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson Global Secara Parsial

Parameter	Taksiran	W_{hitung}	$Z_{(0,025)}$	p_{value}	Keputusan
β_0	5,8659	47,7645	1,96	$< 2 \times 10^{-16}$	Menolak H_0
β_1	-0,0144	-7,3833	1,96	$1,54 \times 10^{-13}$	Menolak H_0
β_2	0,0001	18,7234	1,96	$< 2 \times 10^{-16}$	Menolak H_0
β_3	-0,0401	-16,1913	1,96	$< 2 \times 10^{-16}$	Menolak H_0
β_4	0,0002	63,7673	1,96	$< 2 \times 10^{-16}$	Menolak H_0
β_5	0,0554	20,1752	1,96	$< 2 \times 10^{-16}$	Menolak H_0
β_6	-0,0011	-2,9285	1,96	0,0034	Menolak H_0
β_7	0,0030	1,7038	1,96	0,0884	Gagal Menolak H_0

Berdasarkan hasil perhitungan dan pengujian pada Tabel 4.4 diperoleh keputusan bahwa persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota melaksanakan GERMAS masing-masing secara individual berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia, hal ini ditunjukkan dengan nilai statistik uji $|W_{hitung}|$ masing-masing variabel lebih dari 1,96 dan p_{value} masing-masing variabel kurang dari 0,05. Persentase rumah layak huni secara individual tidak

tidak berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia, hal ini ditunjukkan dengan nilai statistik uji $|W_{hitung}|$ variabel persentase rumah layak huni kurang dari 1,96 dan nilai p_{value} variabel lebih dari 0,05.

4.5 Pengujian Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial bertujuan untuk mengetahui data pengamatan merupakan data spasial. Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan dengan menggunakan Metode *Breusch-Pagan (BP)*. Hipotesis pengujian heterogenitas spasial adalah

H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \dots = \sigma_{34}^2 = \sigma^2$ (Tidak terdapat heterogenitas spasial)

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2; i = 1, 2, \dots, 34$ (Terdapat heterogenitas spasial)

Hasil perhitungan statistik uji *BP*, nilai kritis, p_{value} dan keputusan uji ditunjukkan pada Tabel 4.5

Tabel 4.5 Pengujian Heterogenitas Spasial

<i>BP</i>	$\chi^2_{(0,05;7)}$	p_{value}	Keputusan Uji
16,493	14,0671	$4,884 \times 10^{-5}$	Menolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.5, diputuskan untuk menolak H_0 karena nilai statistik $BP = 16,493 > \chi^2_{(0,05;7)} = 14,0671$ atau $p_{value} = 4,884 \times 10^{-5} < \alpha = 0,05$. Kesimpulan dari pengujian hipotesis ini adalah terdapat heterogenitas spasial. Berdasarkan hal tersebut, maka pemodelan yang tepat untuk jumlah kasus kusta di Indonesia adalah menggunakan GWPR.

4.6 Penaksiran Parameter Model GWPR

Tahap awal dalam penaksiran parameter model GWPR adalah menentukan lokasi pengamatan ke- i yang akan dilakukan penaksiran parameter model GWPR, menghitung jarak *Euclidean* dengan menggunakan persamaan (2.22), menentukan *bandwidth* optimum menggunakan kriteria GCV yang diberikan oleh persamaan (2.23), menghitung pembobot spasial menggunakan fungsi *adaptive bisquare* yang ditunjukkan oleh persamaan (2.21), menghitung nilai GCV dan BIC model GWPR. Hasil perhitungan *bandwidth* optimum seluruh lokasi disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 *Bandwidth* Optimum Semua Lokasi

i	b_i	i	b_i	i	b_i	i	b_i
1	47,015	10	37,159	19	33,002	28	b^*
2	43,335	11	34,764	20	32,088	29	28,756
3	41,194	12	34,051	21	28,144	30	25,411
4	40,176	13	b^*	22	b^*	31	b^*
5	37,886	14	b^*	23	39,559	32	33,279
6	36,687	15	28,937	23	b^*	33	40,015
7	39,221	16	35,444	25	30,383	34	50,961
8	36,287	17	b^*	26	b^*		
9	b^*	18	25,844	27	26,911		

Keterangan: $b^* \rightarrow \infty$

Berdasarkan penentuan *bandwidth* optimum di seluruh lokasi pada Tabel 4.14 diperoleh *bandwidth* optimum pada 9 lokasi pengamatan yaitu lokasi ke-9, 13, 14, 17, 22, 24, 26, 28, dan 31 (Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Bali, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, dan Maluku) adalah sangat besar menuju tak terhingga, sehingga pembobot spasial pada setiap penaksiran parameter di setiap masing-masing provinsi tersebut adalah 1 (Satu) dan model terbaik pada provinsi-provinsi tersebut adalah model global.

4.7 Pengujian Kesamaan Model Regresi Poisson Global dengan GWPR

Hipotesis pengujian kesamaan model regresi Poisson global dengan GWPR adalah

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k; i = 1, 2, 3, \dots, 34; k = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 \text{ (Model regresi Poisson global dan model GWPR identik)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k; i = 1, 2, 3, \dots, 34; k = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 \text{ (Model regresi Poisson global dan model GWPR tidak identik)}$$

Hasil perhitungan statistik uji, nilai kritis, p_{value} , dan keputusan uji ditampilkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Kesamaan Model Regresi Poisson dan GWPR

F_1	$F_{(0,05;7;238)}$	p_{value}	Keputusan
27,4312	2,0482	0,0001	Menolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.7, diputuskan untuk menolak H_0 , karena nilai statistik $F_1 = 27,4312 > F_{(0,05;7;238)} = 2,0482$ dan $p_{value} = 0,0001 < \alpha = 0,05$. Kesimpulan dari pengujian hipotesis ini adalah model regresi Poisson global dan model GWPR tidak identik yang artinya model regresi Poisson global berbeda dengan model GWPR.

Tabel 4.8 Penaksir model GWPR lokasi ke-1 sampai dengan lokasi ke-6

Para meter	Lokasi ke- i					
	1	2	3	4	5	6
$\hat{\beta}_0(u_i, v_i)$	3,4369	3,5722	3,7132	3,7377	3,8884	3,9870
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	0,0016	$7,9 \times 10^{-4}$	$-2,97 \times 10^{-4}$	$-2,8 \times 10^{-4}$	-0,0013	-0,0019
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	$3,9 \times 10^{-5}$	$4,2 \times 10^{-5}$	$4,3 \times 10^{-5}$	$4,4 \times 10^{-5}$	$4,7 \times 10^{-5}$	$4,8 \times 10^{-5}$
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	0,0205	0,0171	0,0156	0,0137	0,0104	0,0082
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,25 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	-0,0132	-0,0097	-0,0072	-0,0058	-0,0021	$2,1 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	$5,7 \times 10^{-4}$	$4,4 \times 10^{-4}$	$1,99 \times 10^{-4}$	$2,4 \times 10^{-4}$	$9,3 \times 10^{-5}$	$-4,3 \times 10^{-6}$
$\hat{\beta}_7(u_i, v_i)$	$-3,3 \times 10^{-4}$	$-1,9 \times 10^{-4}$	$-3,6 \times 10^{-4}$	$-9,76 \times 10^{-5}$	$1,1 \times 10^{-4}$	$2,7 \times 10^{-4}$

Tabel 4.8 Penaksir model GWPR lokasi ke-7 sampai dengan lokasi ke-12

Para meter	Lokasi ke- i					
	7	8	9	10	11	12
$\hat{\beta}_0(u_i, v_i)$	3,8593	4,0739	5,8659	3,8897	4,2070	4,2894
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	-0,0013	-0,0027	-0,0144	$-9,8 \times 10^{-4}$	-0,0036	-0,0042
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	$4,5 \times 10^{-5}$	$4,9 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$4,8 \times 10^{-5}$	$5,2 \times 10^{-5}$	$5,4 \times 10^{-5}$
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	0,0130	0,0074	-0,0401	0,0082	0,0037	0,0017
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	-0,0042	0,0014	0,0554	$-6,4 \times 10^{-4}$	0,0049	0,0069
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	$1,6 \times 10^{-5}$	$-1,4 \times 10^{-4}$	-0,0011	$2,1 \times 10^{-4}$	$-2,2 \times 10^{-4}$	$-2,8 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_7(u_i, v_i)$	$-2,7 \times 10^{-4}$	$2,8 \times 10^{-4}$	0,0030	$4,7 \times 10^{-4}$	$7,2 \times 10^{-4}$	$9,96 \times 10^{-4}$

Tabel 4.8 Penaksir model GWPR lokasi ke-13 sampai dengan lokasi ke-18

Para meter	Lokasi ke- <i>i</i>					
	13	14	15	16	17	18
$\hat{\beta}_0(u_i, v_i)$	5,8659	5,8659	4,8199	4,1551	5,8659	5,2789
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	-0,0143	-0,0143	-0,0075	-0,0033	-0,014	-0,0109
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$6,8 \times 10^{-5}$	$5,1 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$7,9 \times 10^{-5}$
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	-0,0401	-0,0401	-0,0173	0,0054	-0,0401	-0,0319
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	0,0554	0,0554	0,0238	0,0033	0,0554	0,0346
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	-0,0011	-0,0011	$-2,75 \times 10^{-5}$	$-2,1 \times 10^{-4}$	-0,0011	$-1,9 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_7(u_i, v_i)$	0,0030	0,0030	0,0041	$5,05 \times 10^{-4}$	0,0030	0,0073

Tabel 4.8 Penaksir model GWPR lokasi ke-19 sampai dengan lokasi ke-24

Para meter	Lokasi ke- <i>i</i>					
	19	20	21	22	23	24
$\hat{\beta}_0(u_i, v_i)$	5,4708	4,2637	4,8353	5,8659	5,6826	5,8659
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	-0,0098	-0,0029	-0,0062	-0,0143	-0,0130	-0,0143
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	$9,7 \times 10^{-5}$	$5,8 \times 10^{-5}$	$7,4 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	-0,0609	-0,0053	-0,0276	-0,0401	-0,0453	-0,0401
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	0,0675	0,0122	0,0340	0,0554	0,0567	0,0554
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	0,0013	$1,2 \times 10^{-4}$	$2,0 \times 10^{-4}$	-0,0011	$-2,6 \times 10^{-4}$	-0,0011
$\hat{\beta}_7(u_i, v_i)$	0,0111	0,0019	0,0050	0,0030	0,0058	0,0030

Tabel 4.8 Penaksir model GWPR lokasi ke-25 sampai dengan lokasi ke-30

Para meter	Lokasi ke- <i>i</i>					
	25	26	27	28	29	30
$\hat{\beta}_0(u_i, v_i)$	4,9453	5,8659	5,4512	5,8659	5,0526	5,2502
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	-0,0015	-0,0143	-0,0101	-0,0143	-0,0031	-0,0074
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	$9,98 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,5 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,9 \times 10^{-5}$	$9,3 \times 10^{-5}$
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	-0,0762	-0,0401	-0,0556	-0,0401	-0,0728	-0,0564
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	$2,25 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,25 \times 10^{-4}$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$	$2,3 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	0,0828	0,0554	0,0601	0,0554	0,0787	0,0601
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	0,0033	-0,0011	$9,7 \times 10^{-4}$	-0,0011	0,0028	0,0013
$\hat{\beta}_7(u_i, v_i)$	0,0116	0,0030	0,0100	0,0030	0,0113	0,0096

Tabel 4.8 Penaksir model GWPR lokasi ke-31 sampai dengan lokasi ke-34

Parameter	Lokasi ke- <i>i</i>			
	31	32	33	34

$\hat{\beta}_0(u_i, v_i)$	5,8659	4,8919	4,8097	4,9126
$\hat{\beta}_1(u_i, v_i)$	-0,0143	-0,0010	$3,8 \times 10^{-4}$	-0,0011
$\hat{\beta}_2(u_i, v_i)$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,9 \times 10^{-5}$	$9,7 \times 10^{-5}$	$9,97 \times 10^{-5}$
$\hat{\beta}_3(u_i, v_i)$	-0,0401	-0,0773	-0,0785	-0,0746
$\hat{\beta}_4(u_i, v_i)$	$2,1 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$	$2,2 \times 10^{-4}$
$\hat{\beta}_5(u_i, v_i)$	0,0554	0,0851	0,0879	0,0850
$\hat{\beta}_6(u_i, v_i)$	-0,0011	0,0036	0,0039	0,0032
$\hat{\beta}_7(u_i, v_i)$	0,0030	0,0118	0,0121	0,0115

Nilai GCV dan BIC untuk model GWPR berturut-turut adalah sebesar 48188,2799 dan 2002,2494. Berdasarkan nilai GCV dan BIC pada model GWPR maka disimpulkan bahwa model GWPR merupakan model yang lebih baik daripada model regresi Poisson global karena model GWPR memiliki nilai GCV dan BIC yang lebih kecil daripada model regresi Poisson global.

4.8 Pengujian Parameter Model GWPR

Hipotesis pengujian secara serentak adalah

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_7(u_i, v_i) = 0; i = 1, 2, \dots, 34 \quad (\text{Model regresi GWPR tidak layak digunakan})$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7; i = 1, 2, \dots, 34 \quad (\text{Model Regresi GWPR layak digunakan})$$

Hasil perhitungan statistik uji G_2 , nilai kritis, p_{value} , dan keputusan uji ditunjukkan pada Tabel 4.9

Tabel 4.9 Hasil Pengujian Parameter Model GWPR Secara Serentak

Statistik Uji G_2	$\chi^2_{(0,05;10)}$	p_{value}	Keputusan
9951,2352	18,3070	0,0000	Menolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.9, diputuskan menolak H_0 karena nilai statistik $G_2 = 99851,2352 > \chi^2_{(0,05;10)} = 18,3070$ dan $p_{value} = 0,0000 < \alpha = 0,05$. Kesimpulan dari pengujian hipotesis ini adalah model GWPR merupakan model yang layak digunakan. Tahap selanjutnya adalah pengujian parameter model GWPR secara parsial.

Hipotesis secara parsial untuk parameter $\beta_k(u_i, v_i)$ dengan nilai k dan i tertentu ($k = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7; i = 1, 2, 3, \dots, 34$) adalah

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

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$$

hasil taksiran parameter ($\hat{\beta}(u_i, v_i)$), statistik uji Z_{hitung} dan p_{value} pengujian parameter model GWPR secara parsial untuk lokasi pengamatan 23 (Provinsi Kalimantan Timur) dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Hasil Pengujian Parameter Model GWPR Secara Parsial

Parameter	Taksiran	Z_{hitung}	p_{value}
$\hat{\beta}_0(u_{23}, v_{23})$	5,6826	38,5166*	0,0000*

$\hat{\beta}_1(u_{23}, v_{23})$	-0,0130	-5,7674*	0,0000*
$\hat{\beta}_2(u_{23}, v_{23})$	$9,7 \times 10^{-5}$	16,8158*	0,0000*
$\hat{\beta}_3(u_{23}, v_{23})$	-0,0453	-16,6242*	0,0000*
$\hat{\beta}_4(u_{23}, v_{23})$	$2,2 \times 10^{-4}$	62,4126*	0,0000*
$\hat{\beta}_5(u_{23}, v_{23})$	0,0567	18,0215*	0,0000*
$\hat{\beta}_6(u_{23}, v_{23})$	$-2,6 \times 10^{-4}$	-0,6524	0,5142
$\hat{\beta}_7(u_{23}, v_{23})$	0,0058	3,0649*	0,0022*

Tanda (*) menunjukkan variabel yang signifikan berpengaruh

Berdasarkan Tabel 4.10, dapat diketahui bahwa variabel yang memengaruhi rata-rata jumlah kasus kusta di lokasi ke-23 (Provinsi Kalimantan Timur) adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, dan persentase rumah layak huni. Hal ini ditunjukkan oleh nilai $|Z_{hitung}|$ dari variabel-variabel prediktor tersebut lebih besar dari 1,96 dan nilai p_{value} masing-masing variabel tersebut lebih kecil dari taraf signifikansi $\alpha = 0,05$. Variabel persentase kabupaten/kota melaksanakan GERMAS tidak berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Provinsi Kalimantan Timur karena variabel prediktor tersebut memiliki nilai $|Z_{hitung}|$ yang lebih kecil dari 1,96 atau nilai p_{value} yang lebih besar dari taraf signifikansi $\alpha = 0,05$.

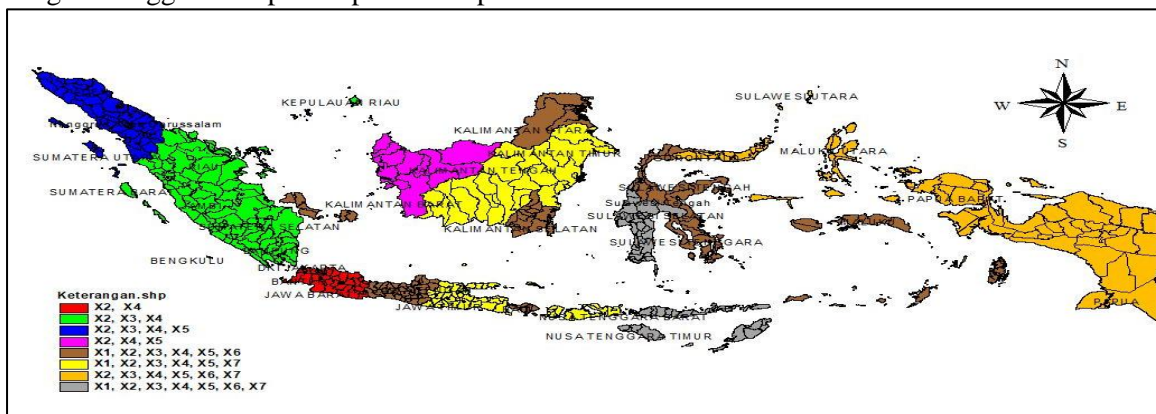
Berdasarkan hasil pengujian parsial parameter model GWPR, diperoleh 8 kelompok model GWPR pada provinsi berdasarkan variabel prediktor yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di masing-masing provinsi seperti yang disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Kelompok Model Regresi Berdasarkan Variabel Prediktor yang Berpengaruh

Kel.	Variabel yang Berpengaruh	Provinsi	Model Terbaik
1	X_2, X_4	DKI Jakarta Jawa Barat Banten Sumatera Barat Riau Jambi	Lokal
2	X_2, X_3, X_4	Lampung Kep. Riau Sumatera Selatan Bengkulu	Lokal
3	X_2, X_3, X_4, X_5	Aceh Sumatera Utara	Lokal
4	X_2, X_4, X_5	Kalimantan Barat Kep. Bangka Belitung Jawa Tengah DI Yogyakarta	Lokal
5	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$	Bali Kalimantan Selatan Kalimantan Utara Sulawesi Tengah	Global

		Sulawesi Tenggara Maluku Jawa Timur Nusa Tenggara Barat Kalimantan Tengah Kalimantan Timur Sulawesi Utara Gorontalo	
6	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_7$		Lokal
7	$X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7$	Maluku Utara Papua Barat Papua Nusa Tenggara Timur	Lokal
8	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7$	Sulawesi Selatan Sulawesi Barat	Lokal

Pengelompokkan model GWPR berdasarkan variabel prediktor berpengaruh pada Tabel 4.11 dengan menggunakan peta dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Pengelompokkan Model GWPR Berdasarkan Variabel Prediktor yang Berpengaruh

Berdasarkan Gambar 4.1, variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi pada peta yang berwarna merah (yakni Provinsi DKI Jakarta, Jawa Barat dan Banten) adalah kepadatan penduduk dan jumlah tenaga kesehatan. Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi pada peta yang berwarna hijau (yakni Provinsi Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung dan Kepulauan Riau) adalah kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan dan jumlah tenaga kesehatan. Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi pada peta yang berwarna biru (yakni Provinsi Aceh dan Sumatera Utara) adalah kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan dan persentase penduduk miskin.

Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi pada peta yang berwarna ungu (yakni Provinsi Kalimantan Barat) adalah kepadatan penduduk, jumlah tenaga kesehatan dan persentase penduduk miskin. Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi pada peta yang berwarna coklat (yakni Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Bali, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara dan Maluku) adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase

penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin dan persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS.

Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi pada peta yang berwarna kuning (yakni Provinsi Jawa Timur, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah dan Kalimantan Timur) adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin dan persentase rumah layak huni. Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi yang berwarna oren (yakni Provinsi Sulawesi Utara, Gorontalo, Maluku Utara, Papua Barat dan Papua) adalah persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS dan persentase rumah layak huni.

Variabel-variabel yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di wilayah provinsi yang berwarna abu-abu (yakni Provinsi Nusa Tenggara Timur, Sulawesi Selatan, Sulawesi Barat) adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS dan persentase rumah layak huni.

4.9 Interpretasi Model GWPR

Hasil perhitungan nilai rasio lokasi 23 (Kalimantan Timur) disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.12 Taksiran dan Rasio Parameter Model GWPR di Provinsi Kalimantan Timur

Variabel	Parameter	Taksiran	Rasio
Y	$\hat{\beta}_0(u_{23}, v_{23})$	5,6826	-
X_1	$\hat{\beta}_1(u_{23}, v_{23})$	-0,0130	0,98710
X_2	$\hat{\beta}_2(u_{23}, v_{23})$	$9,7 \times 10^{-5}$	1,00010
X_3	$\hat{\beta}_3(u_{23}, v_{23})$	-0,0453	0,95571
X_4	$\hat{\beta}_4(u_{23}, v_{23})$	$2,2 \times 10^{-4}$	1,00022
X_5	$\hat{\beta}_5(u_{23}, v_{23})$	0,0567	1,05838
X_6	$\hat{\beta}_6(u_{23}, v_{23})$	$-2,6 \times 10^{-4}$	-
X_7	$\hat{\beta}_7(u_{23}, v_{23})$	0,0058	1,00580

Keterangan : Tanda (-) menandakan variabel prediktor tidak berpengaruh

Model GWPR Provinsi Kalimantan Timur berdasarkan hasil penaksiran parameter pada Tabel 4.8. adalah

$$\hat{\mu}(u_{23}, v_{23}) = \exp(5,6826 - 0,0130x_{23,1} + 0,000097x_{23,2} - 0,0453x_{23,3} + 0,00022x_{23,4} + 0,0567x_{23,5} - 0,00026x_{23,6} + 0,0058x_{23,7}) \quad (4.2)$$

Berdasarkan Tabel 4.12, nilai rasio variabel persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak adalah sebesar 0,98710 yang berarti setiap peningkatan 1% rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak dan nilai variabel lain dianggap tetap maka rata-rata jumlah kasus kusta di Provinsi Kalimantan Timur menurun sebesar 0,9871 atau sekitar 1,29%. Nilai rasio variabel kepadatan penduduk adalah sebesar 1,00010 yang berarti setiap peningkatan 1 orang per km² pada kepadatan penduduk dan nilai variabel lain dianggap tetap maka rata-rata jumlah kasus kusta di Provinsi Kalimantan Timur meningkat sebesar 1,00010 atau sekitar 0,010%. Nilai rasio variabel persentase penduduk miskin adalah sebesar 1,05838 yang berarti setiap peningkatan 1%

penduduk miskin maka rata-rata jumlah kasus kusta di Provinsi Kalimantan Timur meningkat sebesar 1,05838 atau sekitar 5,838%.

4. KESIMPULAN

1. Model GWPR yang diperoleh pada setiap Provinsi di Indonesia sangat bervariasi. Hal tersebut ditandai dengan hasil taksiran parameter dan hasil pengujian signifikansi parameter setiap provinsi di Indonesia berbeda-beda. Sebagai contoh, model GWPR pada Provinsi Kalimantan Timur adalah

$$\hat{\mu}(u_{23}, v_{23}) = \exp(5,6826 - 0,0130x_{23,1} + 0,000097x_{23,2} - 0,0453x_{23,3} + 0,00022x_{23,4} + 0,0567x_{23,5} - 0,00026x_{23,6} + 0,0058x_{23,7})$$

2. Faktor-faktor yang berpengaruh secara lokal terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia tahun 2020 adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS dan persentase rumah layak huni. Faktor-faktor yang berpengaruh secara global terhadap rata-rata jumlah kasus kusta di Indonesia tahun 2020 adalah persentase rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak, kepadatan penduduk, persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dan berobat jalan, jumlah tenaga kesehatan, persentase penduduk miskin, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS. Sebagai contoh, interpretasi model GWPR di Provinsi Kalimantan Timur berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus kusta, apabila terjadi peningkatan 1% rumah tangga yang memiliki akses sanitasi layak dan nilai variabel lain dianggap tetap maka rata-rata jumlah kasus kusta di Provinsi Kalimantan Timur menurun sebesar 0,98710 atau sekitar 1,29%. Apabila terjadi peningkatan 1 orang per km² pada kepadatan penduduk dan nilai variabel lain dianggap tetap maka rata-rata jumlah kasus kusta meningkat sebesar 1,00010 atau sekitar 0,010% dan apabila terjadi peningkatan 1% penduduk miskin maka rata-rata jumlah kasus kusta meningkat sebesar 1,05838 atau sekitar 5,838%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Astuti, R.D.K., Yasin, H., & Sugito., 2013. Aplikasi Model Regresi Spasial Untuk Pemodelan Angka Partisipasi Murni Jenjang Pendidikan SMA Sederajat di Provinsi Jawa Tengah. *Jurnal GAUSSIAN*. Vol. 2, No. 4, 375-384.
- [2] BPS., 2021. *Statistik Indonesia 2021*. Jakarta: Badan Pusat Statistik Republik Indonesia.
- [3] Caraka, R.E., & Yasin, H., 2017. *Geographically Weighted Regression (GWR) Sebuah Pendekatan Regresi Geografis*. Mobius: Yogyakarta.
- [4] Darnah., 2010. Menentukan Model Terbaik dalam Regresi Poisson dengan Menggunakan Koefisien Determinasi. *Jurnal Matematika, Statistika, dan Komputasi*. Vol. 6, No. 2, 59-71.
- [5] Darnah., 2011. Mengatasi Overdispersi pada Model Regresi Poisson dengan Generalized Poisson Regression I. *Jurnal Eksponensial*. Vol. 2, No. 2, 2085-7829.
- [6] Ernawati, Latra, I.N., dan Puhadi., 2016. Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Angka Prevalensi Penyakit Kusta di Jawa Timur dengan Pendekatan Spatial Durbin Model. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol. 5, No. 2, 2337-3520.
- [7] Fotheringham, A.S., Brundson, C., & Charlton, M., 2002. *Geographically Weighted Regression: Analysis of Spatially Varying Relationship*. John Wiley and Sons Ltd: England.
- [8] Hosmer, D.W., Lemeshow, J.S., & May, S., 2008. *Applied Survival Analysis*. Canada: John Wiley & Sons Inc.

- [9] Juniardi, L.C. & Salamah, M., 2015. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Kusta di Jawa Timur pada Tahun 2013 Menggunakan Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR). *Jurnal Sains dan Seni ITS*. Vol. 4, No. 1, 2337-3520.
- [10] Kementerian Kesehatan., 2012. *Buku Pedoman Nasional Pemberantasan Penyakit Kusta*. Jakarta: Kementerian Kesehatan.
- [11] Kementerian Kesehatan., 2019. *Penanggulangan Kusta*. Jakarta: Kementerian Kesehatan.
- [12] Kementerian Kesehatan., 2021. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2020*. Jakarta: Kementerian Kesehatan.
- [13] Kleinbaum., 1988. *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods*. Boston: PWS - KENT Publishing Company.
- [14] Kurniawan, I., 2017. Model Regresi Poisson Terbaik Menggunakan Zero-Inflated Poisson (ZIB) dan Zero-Inflated Negative Binomial (ZINB). *Unnes Journal of Mathematics*. Vol. 5, No. 1, 1-10.
- [15] Kustinah, N., 2012. *Pemilihan Model Regresi Terbaik dengan Bayesian Information Criterion (BIC)* (Skripsi). Universitas Sebelas Maret.
- [16] Lutfiani, N., 2017. *Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bi-Square* (skripsi). Universitas Negeri Semarang.
- [17] McCullagh, P. & Nelder, J.A., 1989. *Generalized Linear Models*. London: Chapman & Hall.
- [18] Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Vining, G.G., 1992. *Introduction to Linear Regression Analysis*. Toronto: John Wiley & Sons.
- [19] Mood, A.M., Graybil, F.A & Boes, D. C., 1974. *Introduction to The Theory of Statistics. Third Edition*. Singapura: McGraw-Hill.
- [20] Nakaya, T., Fotheringham, A.S., Brunson, C. dan Charlton, M., 2005. Geographically Weighted Poisson Regression for Disease Association Mapping. *Statistics in Medicine*. Vol. 24, No. 17, 2695-2717.
- [21] Noviani, D., Nur, I.M, & Wasono, R., 2014. Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) untuk Pemodelan Jumlah Penderita Kusta di Jawa Tengah. *Jurnal Statistika*. Vol. 2, No. 2.
- [22] Ulfa, Y.A., Soleh, A.M., dan Sartono, B., 2021. Handling of Overdispersion in the Poisson Regression Model with Negative Binomial for the Number of New Cases of Leprosy in Java. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*. Vol. 5, No. 1, 2599-0802.
- [23] Wati, F., Suyitno, & Hayati, M.N., 2021. Pencegahan Penyakit Kusta di Lingkungan Hutan Tropis Lembab Kalimantan Melalui Pemodelan Geographically Weighted Poisson Regression. *Jurnal EKSPONENSIAL*. Vol. 12, No. 1, 2085-7829.