Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Tuberkulosis di Indonesia Menggunakan Model *Geographically Weighted Poisson Regression*

Analysis of the Factors Affecting the Number of Tuberculosis Cases in Indonesia By Using Geographically Weighted Poisson Regression Model

Nabila Al Karima, Suyitno, dan Memi Nor Hayati
Laboratorium Statistika Terapan FMIPA Universitas Mulawarman
E-mail: nabilalkr@gmail.com

Abstract

Tuberculosis is a contagious disease suffered by humans caused by mycobacterium tuberculosis bacteria. Tuberculosis in Indonesia must be eradicated both preventive and treatment. One effort that can be given to the community to reduce tuberculosis cases is by providing information on the factors that influence tuberculosis cases through Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) modeling. The number of tuberculosis cases in Indonesia is a count data with a small chance of occurrence so that it is suspected to have a Poisson distribution. Cases of tuberculosis are spatial data (spatial heterogeneity). The purpose of this study is to determine the GWPR model of the number of tuberculosis cases in Indonesia and determine the factors that influence tuberculosis cases in Indonesia. The research data are secondary data obtained from the Indonesian Ministry of Health. Parameter estimation method is Maximum Likelihood Estimation (MLE). Spatial weighting is calculated by using the Adaptive Gaussian weighting function and the optimum bandwidth is determined by using the Cross-Validation (CV) criteria. The research results showed that the exact Maximum Likelihood (ML) estimator could not be obtained analytically and the approximation of ML estimator was obtained by using the Newton-Raphson iterative method. Based on the results of the parameter testing of GWPR model, it was concluded that the factors affecting the number of tuberculosis cases were local and varied in 34 provinces. The factor affecting locally are the number of poor people, the percentage of houses unfit for habitation, the percentage of districts/cities that do not have a PHBS policy and the percentage of TPM not meeting health requirements, meanwhile factors influencing globally are the number of poor people.

Keywords : *Adaptive Gaussian*, CV, GWPR, MLE, *Tuberculosis*.

Pendahuluan

Tuberkulosis adalah penyakit menular yang disebabkan oleh kuman *Mycobacterium Tuberculosis* tipe *Humanus*. Menurut Departemen Kesehatan RI (2009), tuberkulosis menjadi penyakit penyebab kematian pada peringkat 2 setelah jantung koroner, di mana 50% dari pasien penderita tuberkulosis akan meninggal setelah 5 tahun. Berdasarkan data dari *World Health Organization* (2018), Indonesia merupakan salah satu negara yang mempunyai jumlah kasus tuberkulosis terbesar diantara 8 negara yaitu India (27%), China (9%), Indonesia (8%), Philippina (6%), Pakistan (5%), Nigeria (4%), Bangladesh (4%) dan Afrika Selatan (3%). Penyakit tuberkulosis termasuk penyakit langka dan memiliki peluang kejadian yang kecil, yaitu sekitar 0,21% dari penduduk Indonesia tahun 2018 adalah penderita tuberkulosis, sehingga data jumlah kasus tuberkulosis diduga berdistribusi Poisson.

Banyaknya kasus tuberkulosis sangat berpengaruh terhadap derajat kesehatan di Indonesia, oleh karena itu penyakit tuberkulosis harus diberantas di indonesia baik secara preventif maupun pengobatan. Salah satu tindakan preventif untuk mengurangi kasus tuberkulosis, yaitu memberikan informasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap tuberkulosis kepada masyarakat, berdasarkan pemodelan regresi Poisson. Data jumlah kasus tuberkulosis merupakan data cacah spasial, sehingga pemodelan regresi yang sesuai adalah model *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR).

Model GWPR merupakan pengembangan dari model regresi Poisson yang diterapkan pada data spasial. Pemodelan regresi Poisson pada data spasial menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal, dan salah satu model regresi yang penaksiran parameter dilakukan secara lokal adalah model GWR.

Berdasarkan penelitian Lestari dkk (2014) faktor yang berpengaruh terhadap jumlah kasus tuberkulosis adalah persentase penduduk usia produktif, persentase tenaga kesehatan terdidik tuberkulosis, dan persentase tempat umum dan pengelolaan makanan sehat.

Pemodelan data spasial menggunakan model GWR lebih baik dari pada model global, hal ini ditunjukkan oleh hasil penelitian sebelumnya sebagai berikut. Suyitno, Purhadi, Sutikno dan Irhamah (2016) meneliti tentang *Parameter Estimation of Geographically Weighted*

Trivariate Weibull Regression (GWTWR) *Model* dan menyimpulkan bahwa model GWTWR lebih baik dari pada model global berdasarkan nilai GCV. Penelitian yang dilakukan oleh Septika Tri Ardiyanti dan Purhadi (2010) tentang pemodelan angka kematian bayi dengan pendekatan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) di Provinsi Jawa Timur menyimpulkan bahwa GWR adalah metode yang efektif untuk pemodelan regresi pada data spasial.

Penelitian ini dibatasi pada pemodelan kasus tuberkulosis di tiap provinsi di Indonesia tahun 2018 menggunakan metode GWPR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian*. Data pengamatan diasumsikan berdistribusi Poisson (tidak melakukan pengujian), dan kondisi equidispersi telah terpenuhi, serta kriteria penentuan *bandwidth* optimum menggunakan *Cross-Validation* (CV).

Tujuan dari penelitian ini adalah memperoleh model GWPR data jumlah kasus tuberkulosis di setiap Provinsi Kalimantan tahun 2018, mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus tuberkulosis di setiap provinsi di Indonesia tahun 2018, dan memperoleh interpretasi model GWPR data jumlah kasus tuberkulosis di provinsi Kalimantan tahun 2018 berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh.

Model Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan salah satu model regresi untuk memodelkan hubungan antara sebuah peubah respon diskrit dengan beberapa peubah prediktor kontinu maupun diskrit. Regresi Poisson adalah salah satu *Generalized Linear Model* (GLM) dengan respon berdistribusi Poisson dan merupakan keluarga eksponensial. Distribusi Poisson merupakan distribusi keluarga eksponensial dengan fungsi kepadatan peluang adalah

$$f(y;\mu)=\frac{\mu^{y}e^{-\mu}}{y!},\ y=0,1,2,\ldots. \qquad (1)$$

Parameter μ pada persamaan (1) merupakan *mean* (rata-rata) banyaknya kejadian dalam satu satuan unit tertentu yakni $E(Y)=\mu$ dan $Var(Y)=\mu$ (Harinaldi, 2005).

Distribusi Poisson digunakan untuk memodelkan peristiwa yang jarang terjadi dalam periode waktu tertentu. Model regresi Poisson dapat ditulis dalam persamaan berikut

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

dengan $\boldsymbol{\beta}^T=[\beta_0\ \beta_1\ \cdots\ \beta_p]$ dan $\mathbf{x}_i=[1\ x_{i1}\ x_{i2}\ \ldots\ x_{ip}]^T$. Salah satu metode penaksiran parameter regresi Poisson adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Graybill dan Boes, 1974).

Metode MLE merupakan metode penaksiran parameter dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*. Misal diberikan n data pengamatan variabel prediktor, yaitu $x_{ik};\ k=1,2,...p$; $i=1,2,...,n$ dan n data pengamatan variabel respon dengan $y_i\sim P(\mu_i)$ di mana μ_i diberikan oleh persamaan (2) serta mempunyai fungsi kepadatan peluang yang diberikan oleh persamaan (1). Fungsi *likelihood* didefinisikan oleh

$$L(\boldsymbol{\beta})=\prod_{i=1}^{n}\frac{\exp[y_i\boldsymbol{\beta}^T\mathbf{x}_i-\exp(\boldsymbol{\beta}^T\mathbf{x}_i)]}{y_i!}. \qquad (3)$$

Proses mendapatkan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ (penaksir maksimum *likelihood* (ML)) lebih mudah didapat dengan memaksimumkan fungsi *log-likehood* dari pada fungsi *likelihood*. Penerapan logaritma natural pada persamaan (3) diperoleh fungsi *log-likelihood*, yaitu

$$\ell(\boldsymbol{\beta})=\sum_{i=1}^{n}(y_i\boldsymbol{\beta}^T\mathbf{x}_i-\exp(\boldsymbol{\beta}^T\mathbf{x}_i))-\ln y_i!\ . \qquad (4)$$

Penaksir ML ($\hat{\boldsymbol{\beta}}$) diperoleh dengan menurunkan fungsi *log-likelihood* (4) terhadap semua parameter dan disamakan dengan nol, yaitu

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial\boldsymbol{\beta}}=\mathbf{0}\ . \qquad (5)$$

Persamaan (5) dinamakan persamaan *likelihood* dengan **0** adalah vektor nol berdimensi $(p+1)$ dan ruas kiri persamaan (5) dinamakan vektor gradien berdimensi $p+1$. Vektor gradien dapat dinyatakan dalam notasi matriks, yaitu

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta})=\mathbf{X}^T(\mathbf{y}-\exp[\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}]), \qquad (6)$$

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

$$\mathbf{X}=\begin{bmatrix}1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p}\\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np}\end{bmatrix}. \qquad (7)$$

Persamaan *likelihood* (5) merupakan sistem persamaan non linear, sehingga solusi eksak untuk mendapatkan penaksir ML tidak dapat ditemukan secara analitis. Metode alternatif menyelesaikan persamaan (5) untuk mendapatkan hampiran penaksir ML adalah metode iteratif Newton-Raphson. Penentuan penaksir ML menggunakan algoritma Newton-Raphson diperlukan perhitungan gradien vektor dari persamaan (6) dan matriks Hessian. Matriks Hessian adalah matriks turunan parsial orde kedua fungsi *log-likelihood* terhadap semua kombinasi vektor $\boldsymbol{\beta}$. Matriks Hessian dapat ditulis dengan perkalian matriks, yaitu

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}) = -\mathbf{X}^{\mathbf{T}}\mathbf{V}\mathbf{X}, \qquad (8)$$

dengan $\mathbf{X}$ diberikan pada persamaan (7) dan $\mathbf{V}$ matriks diagonal berukuran $n \times n$ dengan elemen diagonal ke $-i$ adalah $\exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_i)$.

Berdasarkan matriks Hessian (8), matriks Informasi Fisher dapat dinyatakan dengan

$$\mathbf{I}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \mathbf{X}^T \hat{\mathbf{V}} \mathbf{X}\ , \qquad (9)$$

dan matriks varian kovarian dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ diberikan oleh

$$[\mathbf{I}(\hat{\boldsymbol{\beta}})]^{-1} = [\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}})]^{-1}. \qquad (10)$$

Algoritma iterasi Newton-Raphson untuk memperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)} - [\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)})]^{-1}\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)})\ ; m = 0,1,.. \qquad (11)$$

Proses iterasi diawali dengan menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)} = [\hat{\beta}_0^{(0)}\ \hat{\beta}_1^{(0)}\ \cdots\ \hat{\beta}_p^{(0)}]^T$ dan iterasi dihentikan sampai iterasi ke $-m+1$, jika $\left\|\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m+1)} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)}\right\| \le \varepsilon$ dengan ε adalah bilangan yang sangat kecil.

Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

Pengujian signifikansi parameter terdiri dari dua tahap yaitu pengujian signifikansi parameter model secara simultan dan pengujian signifikansi parameter model secara parsial. Hipotesis pengujian secara simultan adalah

$\mathrm{H}_0 = \beta_1 = \beta_2 = ... = \beta_p = 0$

H_1 : minimal ada satu $\beta_k \neq 0, k = 1,2,\ldots,p$ (12)

Statistik uji pengujian simultan parameter regresi Poisson adalah

$$G = 2(\ell(\hat{\Omega}) - \ell(\hat{\omega})), \qquad (13)$$

dengan $\hat{\Omega}$ adalah himpunan parameter di bawah populasi dan $\hat{\omega}$ adalah himpunan parameter di bawah H_0 yang memaksimumkan fungsi *log-likelihood*. Nilai $\ell(\hat{\Omega})$ dan $\ell(\hat{\omega})$ dihitung berdasarkan persamaan (4), yaitu

$$\ell(\hat{\Omega}) = \sum_{i=1}^{n} (y_i \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{x}_i - \exp(\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{x}_i) - \ln y_i!) \qquad (14)$$

dan

$$\ell(\hat{\omega}) = \sum_{i=1}^{n} (y_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_0 - \exp(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) - \ln y_i!)\ . \qquad (15)$$

(Greene, 2000).

Statistik uji yang diberikan oleh persamaan (13) berdistribusi $\chi^2_{(p)}$. H_0 pada pengujian simultan akan ditolak pada taraf uji α jika nilai $G \ge \chi^2_{(\alpha,p)}$. Daerah penolakan H_0 dapat juga dinyatakan menolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$, dengan *p-value* $= P(G_v > G_{hitung})$ (Kleinbaum, 1988).

(2.19) (2.20)

Pengujian parameter secara parsial menggunakan statistik uji Wald. Hipotesis pengujian secara parsial untuk k tertentu $k = 0,1,2\cdots,p$ adalah

$\mathrm{H}_0 : \beta_k = 0.$

$\mathrm{H}_1 : \beta_k \neq 0.$

Statistik uji Wald diberikan oleh

$$Z = \frac{\hat{\beta}_k}{\sqrt{Var(\hat{\beta}_k)}} \sim N(0,1), \qquad (16)$$

dengan $Var(\hat{\beta}_k)$ adalah elemen diagonal ke-*k* dari invers matriks informasi Fisher yang diberikan oleh persamaan (10). Daerah kritis pengujian hipotesis adalah menolak H_0 pada taraf uji α jika $\left|Z_{hitung}\right| > Z_{\alpha/2}$. Daerah penolakan H_0 dapat juga dinyatakan menolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$, dengan *p-value* $= 2\left(1 - P\left(\left(Z \le \left|Z_{hitung}\right|\right)\right)\right).$

Pembobot Spasial pada Model GWR

Penaksiran parameter model GWR menggunakan pembobot spasial, yaitu memberikan pembobot yang berbeda untuk setiap pengamatan pada setiap lokasi. Pembobot spasial dihitung menggunakan fungsi pembobot. Bobot spasial dihitung menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian*, yaitu

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b_i}\right)^2\right), j = 1,2,...,n, \qquad (17)$$

dimana w_{ij} menyatakan pembobot spasial yang diberikan kepada data pengamatan lokasi ke-*j* untuk model di lokasi pengamatan *i*, dan d_{ij} diberikan oleh

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}. \qquad (18)$$

d_{ij} adalah jarak *Euclidean* antara lokasi (u_i, v_i) dengan lokasi (u_j, v_j) dan b_i adalah *bandwidth* pada lokasi ke-*i* (Fotheringham dkk, 2002).

Salah satu metode untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah metode *Cross-Validation* (CV) yang didefinisikan sebagai berikut

$$CV = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b_i))^2 , \qquad (19)$$

dengan y_i adalah nilai pengamatan dilokasi (u_i,v_i), $\hat{y}(b_i)$ adalah taksiran dari y_i, di mana pengamatan di lokasi (u_i,v_i) tidak diikutkan dalam proses penaksiran parameter model pada lokasi ke-*i* dan *n* adalah banyaknya sampel. *Bandwidth* optimum diperoleh dari *bandwidth* yang menghasilkan CV minimum.

Model GWPR

Model GWPR merupakan pengembangan dari model regresi Poisson yang diaplikasikan pada data spasial. Pemodelan regresi Poisson pada data spasial menghasilkan penaksir parameter model yang bersifat lokal.

Berdasarkan model regresi Poisson pada persamaan (2) dapat dikembangkan menjadi model GWPR. Model GWPR pada lokasi ke-*i* dengan koordinat (u_i,v_i) adalah

$$\mu(u_i,v_i) = \exp(\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_i),\ i = 1,2,\cdots,n . \qquad (20)$$

Salah satu metode penaksiran parameter model GWPR adalah MLE. Metode MLE merupakan metode penaksiran parameter dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*. Misal diberikan *n* data pengamatan variabel prediktor, yaitu $x_{ik}; k = 1,2,...p\ ; i = 1,2,...,n$ dan n data pengamatan variabel respon dengan $y_i \sim P(\mu(u_i,v_i))$ di mana $\mu(u_i,v_i)$ diberikan oleh persamaan (20) serta mempunyai fungsi kepadatan peluang yang diberikan oleh persamaan (1). Fungsi *likelihood* dengan pembobot spasial untuk penaksiran parameter GWPR pada lokasi ke-*i* dengan koordinat (u_i,v_i) didefinisikan oleh

$$L(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = \left(\prod_{j=1}^{n} \frac{\exp[y_j\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_j - \exp(\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_j)]}{y_j!} \right)^{w_{ij}} . \qquad (21)$$

Penerapan logaritma natural fungsi *likelihood* pada persamaan (21) menghasilakan fungsi *log-likelihood*, yaitu

$$\ell(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = \sum_{j\neq i}^{n} w_{ij}(y_j\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_j - \exp(\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_j) - \ln y_j!). \qquad (22)$$

Penaksir parameter $\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)$ diperoleh dengan cara menurunkan persamaan (22) terhadap $\boldsymbol{\beta}_k(u_i,v_i)$ kemudian disama dengankan nol, yaitu

$$\frac{\partial \ell(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i))}{\partial \boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)} = \mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = \mathbf{0} . \qquad (23)$$

Berdasarkan persamaan (23) solusi eksak untuk mendapatkan penaksir parameter model GWPR pada lokasi pengamatan ke-*i* tidak dapat diperoleh secara analitik. Salah satu pendekatan numerik yang digunakan adalah metode iterasi Newton-Raphson. Algoritma Newton-Raphson diperlukan perhitungan vektor gradien dan matriks Hessian.

Vektor gradien untuk penaksiran model GWPR pada lokasi (u_i,v_i) adalah

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = \mathbf{X}^T\mathbf{W}(u_i,v_i)(\mathbf{y} - \exp[\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_j]), \qquad (24)$$

dengan $\mathbf{W}(u_i,v_i)$ adalah matriks diagonal bobot spasial untuk lokasi ke-*i* berukuran $n \times n$, yaitu

$$\mathbf{W}(u_i,v_i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{ip} \end{bmatrix}. \qquad (25)$$

Matriks Hessian adalah matriks turunan parsial orde kedua fungsi *log-likelihood* $\ell(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i))$ terhadap semua kombinasi vektor parameter $\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)$. Matriks Hessian dapat ditulis dengan

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}(u_i,v_i)) = -\mathbf{X}^\mathbf{T}\mathbf{W}(u_i,v_i)\mathbf{V}(u_i,v_i)\mathbf{X}, \qquad (26)$$

dengan $\mathbf{X}$ dan $\mathbf{W}(u_i,v_i)$ berturut-turut diiberikan pada persamaan (7) dan (25). $\mathbf{V}(u_i,v_i)$ adalah matriks diagonal berukuran $n \times n$ dengan elemen diagonal ke-*i* $\exp(\boldsymbol{\beta}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_i)$.

Berdasarkan matriks Hessian (26), matriks Informasi Fisher dapat dinyatakan dengan

$$\mathbf{I}(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i)) = \mathbf{X}^T\hat{\mathbf{V}}(u_i,v_i)\mathbf{X} . \qquad (27)$$

Matriks varian kovarian dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i)$ diberikan oleh

$$[\mathbf{I}(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i))]^{-1} = [\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i))]^{-1} . \qquad (28)$$

Algoritma iterasi Newton-Raphson untuk memperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i,v_i)$ adalah

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m+1)}(u_i,v_i) = \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)}(u_i,v_i) - [\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)}(u_i,v_i))]^{-1}\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)}(u_i,v_i)) \qquad (29)$$

Proses iterasi Newton-Raphson akan berhenti bila terpenuhi kondisi konvergen, yaitu jika $\left\| \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m+1)}(u_i,v_i) - \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(m)}(u_i,v_i) \right\| \leq \varepsilon$ dengan ε adalah bilangan yang sangat kecil. Prosedur iterasi diulang untuk setiap lokasi ke-*i*, sehingga diperoleh penaksir parameter lokal model GWPR.

Pengujian Kesamaan Model Regresi Poisson dan Model GWPR

Pengujian parameter yang pertama dilakukan adalah pengujian kesamaan model regresi Poisson global dengan model GWPR. Hipotesis pengujiannya adalah

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

H_1: Minimal ada satu $\beta_k(u_i,v_i) \neq \beta_k$ (30)

Statistik uji pada pengujian kesamaan moel regresi Poisson global dan model GWPR adalah

$$F = \frac{D(\hat{\boldsymbol{\beta}})/v_1}{D(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*)/v_2}, \tag{31}$$

dengan $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ didefinisikan oleh

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = 2(\ell(\hat{\Omega}) - \ell(\hat{\omega})), \tag{32}$$

dengan $\hat{\Omega}$ adalah himpunan parameter di bawah populasi pada uji hipotesis (30) dan $\hat{\omega}$ adalah himpunan parameter di bawah H_0 pada uji hipotesis (30) yang memaksimumkan fungsi *log-likelihood* pada persamaan (22). $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ yang diberikan oleh persamaan (31) berdistribusi χ_p^2 (Agresti, 2002). $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*)$ didefinisikan oleh

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*) = 2(\ell(\hat{\Omega}_{GWPR}) - \ell(\hat{\omega})), \tag{33}$$

di mana $\hat{\Omega}_{GWPR}$ adalah himpunan parameter di bawah populasi pada uji hipotesis (30) yang memaksimumkan fungsi *log-likelihood* pada persamaan (22). $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*)$ yang diberikan oleh persamaan (33) berdistribusi χ_{np}^2 (Agresti, 2002).

Kriteria pengujian kesesuaian model adalah menolak H_0 jika $F > F_{\alpha,p,np}$. Daerah penolakan H_0 dapat juga dinyatakan menolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$, dengan *p-value* $= P(F_v > F_{hitung})$.

Pengujian Parameter Model GWPR

Pengujian parameter model GWPR dilakukan secara simultan dan secara parsial. Hipotesis pengujian secara simultan sebagai berikut

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

H_1: Minimal ada satu $\beta_k(u_i,v_i) \neq 0,\; k = 1,2,\ldots,p$ (34)

Statistik uji simultan model GWPR adalah

$$G_2 = 2\ln\left(\sum_{i=1}^{n}(y_i\hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_i - \exp(\hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i,v_i)\mathbf{x}_i) - \ln y_i! - \sum_{i=1}^{n}(y_i\hat{\boldsymbol{\beta}}_0(u_i,v_i) - \exp(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0(u_i,v_i)) - \ln y_i!)\right). \tag{35}$$

Distribusi statistik uji G_2 pada persamaan (35) adalah χ_p^2. Kriteria pengujian adalah menolak H_0 jika $G_2 > \chi^2_{(\alpha,p)}$. Daerah penolakan H_0 dapat juga dinyatakan menolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$, dengan *p-value* $= P(G_V > G_{2hitung})$.

Pengujian parameter model GWPR secara parsial untuk mengetahui parameter yang signifikan terhadap model. Hipotesis pengujian secara parsial untuk k tertentu $k = 0,1,2,\ldots,p$ dan *i* tertentu $i = 1,2,\ldots,n$ adalah

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

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

Statistik uji diberikan oleh

$$Z_2 = \frac{\hat{\beta}_k(u_i,v_i)}{\sqrt{Var(\hat{\beta}_k(u_i,v_i))}} \sim N(0,1), \tag{36}$$

dengan $Var(\hat{\beta}_k(u_i,v_i))$ adalah elemen diagonal ke-*k* dari invers matriks informasi Fisher yang diberikan oleh persamaan (28). Statistik uji pada persamaan (36) mendekati distribusi normal baku. Daerah kritis pengujian hipotesis adalah menolak H_0 pada taraf uji α jika $|Z_2| > Z_{\alpha/2}$. Daerah penolakan H_0 dapat juga dinyatakan menolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$, dengan *p-value* $= 2(1 - P(Z \leq |Z_{2hitung}|))$ (Kleinbaum, 1988).

Ukuran Kebaikan Model Regresi Poisson dan GWPR

Ukuran kebaikan model regresi Poisson global maupun GWPR selain CV adalah koefisien determinasi (R^2). Koefisien determinasi model GWPR dapat dihitung dengan Mcfadden's (R^2_{MF}), yaitu

$$R^2_{MF} = 1 - \frac{\ell(\hat{\Omega}_{GWPR})}{\ell(\hat{\omega}_{GWPR})}, \tag{37}$$

dengan $\ell(\hat{\Omega}_{GWPR})$ dan $\ell(\hat{\omega}_{GWPR})$ masing-masing adalah fungsi *log-likelihood* yang diberikan oleh persamaan (33) pada pengujian kesamaan model regresi Poisson dengan model GWPR.

Koefisien determinasi model regresi Poisson global juga dihitung menggunakan persamaan (37) dengan $\ell(\hat{\Omega})$ dan $\ell(\hat{\omega})$ masing-masing adalah fungsi *log-likelihood* yang diberikan oleh persamaan (14) dan (15) pada pengujian signifikansi parameter model regresi Poisson secara simultan.

Pendeteksian Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah adanya hubungan linear antara peubah prediktor dalam model regresi linear. Salah satu cara mendeteksi adanya multikolinearitas adalah melihat nilai *Varian*

Inflation Factor (VIF). Persamaan VIF dapat dituliskan dengan

$$VIF_k = \frac{1}{1-R_k^2}, \qquad (38)$$

dengan R_k^2 merupakan koefisien determinasi dari model regresi variabel prediktor ke-k (Rencher, 2008).

Pengujian Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial yaitu adanya perbedaan pengaruh peubah prediktor terhadap respon antara satu wilayah dengan wilayah lainnya. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk pengujian heterogenitas spasial adalah metode uji *Glejser*. Hipotesis pada pengujian heterogenitas spasial adalah sebagai berikut

$\mathrm{H}_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma_n^2 = \sigma^2$

H_1 : Minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$; $i = 1, 2, \ldots, n$

Statistik uji diberikan oleh

$$F_2 = \frac{(\hat{\boldsymbol{\alpha}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{e} - n\bar{e}^2)/p}{(\mathbf{e}^T \mathbf{e} - \hat{\boldsymbol{\alpha}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{e})/n-p-1}. \qquad (39)$$

Distribusi statistik uji F_2 adalah F dengan derajat bebas $v_1 = p$ dan $v_2 = n - p - 1$. Daerah kritis pengujian hipotesis adalah menolak H_0 pada taraf uji α jika $F_{hitung} > F_{\alpha;(p),(n-p-1)}$. Daerah penolakan H_0 dapat juga dinyatakan menolak H_0 jika $p\text{-}value < \alpha$, dengan $p\text{-}value = P(F_v > F_{2hitung})$ (Gujarati, 2003).

Tuberkulosis

Tuberkulosis adalah penyakit menular yang disebabkan oleh kuman *Mycobacterium Tuberculosis* tipe *Humanus*. Tuberkulosis dibedakan menjadi dua yaitu Tuberkulosis paru dan Tuberkulosis ekstra paru. Tuberkulosis dapat menyerang siapa saja, terutama penduduk usia produktif/masih aktif bekerja usia 15-50 tahun. Tuberkulosis menjadi 10 penyebab kematian tertinggi di dunia, di mana 50% dari pasien penderita tuberkulosis akan meninggal setelah 5 tahun (Departemen Kesehatan RI, 2009).

Hasil dan Pembahasan

Data penelitian terdiri dari data peubah respon, peubah prediktor dan koordinat lokasi pengamatan. Data peubah respon yaitu data Jumlah Kasus Tuberkulosis di 34 provinsi di Indonesia tahun 2018 yang dinotasikan dengan (*Y*). Data peubah prediktor terdiri dari data jumlah penduduk miskin (X_1), persentase rumah tidak layak huni (X_2), persentase tempat pengelolaan makanan yang tidak memenuhi syarat kesehatan (X_3) dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan berperilaku hidup bersih dan sehat (X_4). Data koordinat lokasi pengamatan, yaitu pasangan letak lintang dan bujur dari 34 provinsi di Indonesia tahun 2018.

Deskripsi Data Penelitian

Deskripsi data penelitian dinyatakan dalam statistik deskriptif yang meliputi nilai maksimum, nilai minimum, nilai rata-rata, dan koefisien variasi. Statistik deskriptif data peubah respon disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Peubah Respon

Maksimum	108
Minimum	2
Rata-Rata	17
Koefisien Variasi (%)	143,77
Rata-Rata Rasio Jumlah Kasus TBC	0,000063

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 1 jumlah kasus TBC (*Y*) tertinggi adalah di Provinsi Jawa Barat sebanyak 108 ribu jiwa dan jumlah kasus TBC terendah adalah di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung, Kalimantan Utara, Sulawesi Barat, Maluku Utara dan Papua Barat sebanyak 2 ribu jiwa. Rata-rata jumlah kasus TBC 34 provinsi di Indonesia adalah sebesar 17 ribu jiwa dengan rata-rata rasio jumlah kasus TBC dengan jumah penduduk Indonesia cukup kecil yaitu sebesar 0,000063, hal ini menunjukkan peluang kejadian kasus TBC cukup kecil dan diasumsikan berdistribusi Poisson.

Pendeteksian Multikolinearitas

Pendeteksian multikolinearitas menggunakan kriteria nilai VIF yang dihitung berdasarkan persamaan (38). Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 2. Berdasarkan nilai VIF pada Tabel 2 disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas antar peubah prediktor. Hal ini ditunjukkan oleh nilai VIF setiap peubah kurang dari 10. Tahap analisis berikutnya adalah melakukan penaksiran parameter model regresi Poisson, yang terdiri dari 4 peubah yaitu $(X_1, X_2, X_3 \text{ dan } X_4)$.

Model Regresi Poisson

Model regresi Poisson meliputi penaksiran parameter, pengujian parameter secara simultan dan pengujian parameter secara parsial model regresi Poisson. Model regresi Poisson diberikan oleh persamaan (2).

Penaksiran parameter model regresi Poisson menggunakan metode MLE yang diselesaikan dengan algoritma Newton-Raphson. Berdasarkan algoritma yang diberikan oleh persamaan (10) diperoleh taksiran model regresi Poisson global adalah

$$\hat{\mu} = \exp(1,7377 + 0,0006X_1 + 0,0189X_2 + 0,0047X_3 - 0,0081X_4),$$

dengan $\hat{\mu}$ adalah taksiran rata-rata jumlah kasus tuberkulosis di Indonesia tahun 2018, X_1 menyatakan jumlah penduduk miskin, X_2 menyatakan persentase rumah tidak layak huni, X_3 menyatakan persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan dan X_4 menyatakan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS. Nilai CV model regresi Poisson adalah sebesar 5461,5185 dengan koefisien determinasi (R^2_{MF}) sebesar 0,6050.

Tabel 2. Nilai VIF Peubah Prediktor

Peubah	VIF	Indikasi Multikolinearitas
X_1	1,5122	Tidak Terjadi multikolinearitas
X_2	2,1948	Tidak terjadi Multikolinearitas
X_3	1,3909	Tidak terjadi multikolinearitas
X_4	2,0968	Tidak Terjadi Multikolinearitas

Pengujian Parameter Model Regresi Poisson Secara Simultan

Hipotesis pengujian secara simultan adalah

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$

H_1 : minimal ada satu $\beta_k \neq 0, k = 1,2,3,4$

Hasil perhitungan uji parameter secara simultan model regresi Poisson dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian Hipotesis Parameter Regresi Poisson Secara Simultan

G_{hitung}	$\chi^2_{(0,1;4)}$	*P-Value*	Keputusan Uji
542,3716	7,7794	0,000	Menolak H_0

Berdasarkan nilai statistik uji G dan *p-value* pada Tabel 3 keputusan uji adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi 0,1, hal ini ditunjukkan oleh nilai statistik uji $G = 542,3716 > \chi^2_{0,1(4)} = 7,7794$ atau $p - value = 0,000 < \alpha = 0,1$. Kesimpulan uji hipotesis simultan adalah jumlah penduduk miskin, persentase rumah tidak layak huni, persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS secara simultan berpengaruh terhadap jumlah kasus tuberkulosis di Indonesia.

Pengujian Parameter Model Regresi Poisson Secara Parsial

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

$H_0 : \beta_k = 0$

$H_1 : \beta_k \neq 0$

Hasil perhitungan uji parameter secara parsial model regresi Poisson dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Statistik Uji pada Pengujian Parameter Regresi Poisson Secara Parsial

Peubah	Z_{hitung}	*p-value*	Keputusan Uji
Konstanta	4,9242	0,0000	Menolak H_0
X_1	19,9919	0,0000	Menolak H_0
X_2	1,9159	0,0554	Menolak H_0
X_3	0,9382	0,3481	Gagal Menolak H_0
X_4	-3,0794	0,0021	Menolak H_0

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 4 diperoleh bahwa konstanta signifikan. Jumlah penduduk miskin (X_1), persentase rumah tidak layak huni (X_2) dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS (X_4) masing-masing secara individual berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus tuberkulosis di Indonesia, hal ini ditunjukkan oleh nilai statistik uji Z untuk tiga peubah tersebut berturut-turut lebih dari 1,64 atau *p-value* masing-masing peubah tersebut kurang dari 0,1. Persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan (X_3) secara individual tidak berpengaruh terhadap rata-rata jumlah kasus tuberkulosis di Indonesia, hal ini ditunjukkan oleh nilai statistik uji Z untuk peubah tersebut kurang dari 1,64 atau *p-value* peubah tersebut lebih dari 0,1.

Pengujian Heterogenitas Spasial

Hipotesis pengujian heterogenitas spasial menggunakan uji *glejser* adalah

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma_{34}^2 = \sigma^2$

H_1 : Minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$; $i = 1,2,\ldots,34$

Hasil perhitungan uji heterogenitas spasial dengan metode *Glejser* dapat dilihat pada Tabel 5. Berdasarkan statistik uji dan *p-value* pada Tabel 5 diperoleh hasil keputusan uji adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi 0,1, hal ini ditunjukkan oleh nilai statistik uji $F_2 = 40,3200 > F_{(0,1;4;29)} = 2,1494$ dan $p - value = 0,0000 < \alpha = 0,1$ yang berarti terdapat heterogenitas spasial pada data respon.

Tabel 5. Nilai Statistik Uji Heterogenitas Spasial

$F_{2hitung}$	$F_{(0,1;4;29)}$	*P-Value*	Keputusan Uji
40,3200	2,1494	0,0000	Menolak H_0

Penaksiran Parameter Model GWPR

Tahap awal dalam menaksir model GWPR adalah menentukan lokasi yang akan dilakukan penaksiran model GWPR, mencari jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan menggunakan persamaan (18), menentukan *bandwidth* optimum menggunakan kriteria CV yang diberikan oleh persamaan (19), menghitung pembobot spasial menggunakan fungsi *Adaptive*

Gaussian berdasarkan persamaan (17), menaksir parameter model GWPR, menghitung nilai CV dan R^2_{MF} model GWPR. Hasil perhitungan *bandwidth* optimum seluruh lokasi disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. *Bandwidth* Optimum

i	b_i	i	b_i	i	b_i
1	∞	13	3,7731	24	5,4348
2	3,9423	14	2,6529	25	29,7877
3	15,4121	15	3,4957	26	6,9131
4	2,9312	16	1,7374	27	∞
5	2,0571	17	9,4850	28	15,1835
6	9,3229	18	2,8811	29	4,8144
7	∞	19	7,8636	30	2,1456
8	13,9576	20	5,4587	31	4,9062
9	1,7279	21	3,1299	32	4,8442
10	2,8261	22	2,5136	33	9,7688
11	1,9309	23	5,9509	34	42,9015
12	3,0659				

Berdasarkan Tabel 6 *bandwidth* optimum pada 3 lokasi pengamatan yaitu lokasi ke-1, 7 dan 27 yaitu Provinsi Aceh, Bengkulu dan Sulawesi Selatan adalah ∞ (sangat besar), sehingga pembobot spasial setiap pengamatan pada penaksiran parameter GWPR di provinsi-provinsi tersebut adalah satu dan model terbaik adalah model global. Penaksiran parameter model GWPR menggunakan metode MLE yang diselesaikan dengan algoritma Newton-Raphson yang diberikan oleh persamaan (26). Hasil penaksiran parameter model GWPR di 34 provinsi disajikan pada Tabel 7. Nilai CV dan koefisien determinasi (R^2_{MF}) model GWPR berdasarkan hasil penaksiran parameter pada Tabel 7, masing-masing sebesar 2429,6452 dan 0,7309. Berdasarkan nilai CV dan R^2_{MF} model GWPR lebih baik dari model regresi Poisson global karena nilai CV model GWPR lebih kecil dari model regresi Poisson global dan nilai R^2_{MF} model GWPR lebih besar dari model regresi Poisson global.

Pengujian Kesamaan Model Regresi Poisson dan Model GWPR

Hipotesis pengujian kesamaan model regresi Poisson dan model GWPR adalah

$$H_0 : \beta_k(u_1,v_1) = \beta_k(u_2,v_2) = \ldots = \beta_k(u_{34},v_{34}) = \beta_k,\quad k = 1,2,3,4$$

H_1: Minimal ada satu $\beta_k(u_i,v_i) \neq \beta_k$,

$i = 1,2,\cdots,34; \quad k = 1,2,3,4$

Hasil perhitungan statistik uji pada uji kesamaan model regresi Poisson dan model GWPR dapat dilihat pada Tabel 8. Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 8 diperoleh bahwa $F_{hitung} = 28{,}1300 > F_{(0,1;4;136)} = 1{,}9866$ atau *p-value* $= 0{,}0000 < \alpha = 0{,}1$ maka diputuskan menolak H_0 pada taraf signifikansi 10% dan disimpulkan bahwa model regresi Poisson global dan model GWPR tidak identik.

Tabel 7. Penaksir Parameter Model GWPR dikalikan 1000

i	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4
1	1581	0,584	17,767	7,302	-8,114
2	3335	0,956	47,157	-28,119	10,284
3	1818	0,605	45,480	2,104	-4,940
4	942	0,820	79,326	4,170	9,379
5	965	0,815	-0,095	9,208	13,769
6	1813	0,626	100,046	-0,812	-7,272
7	1851	0,591	21,252	3,557	-8,985
8	1866	0,601	47,330	1,700	-7,268
9	2002	0,774	201,608	-8,156	-24,786
10	1125	0,823	80,592	2,504	6,856
11	-1691	0,635	493,218	34,395	-85,405
12	465	0,568	322,289	13,446	-52,615
13	1140	0,666	263,724	1,967	-33,405
14	1216	0,596	294,086	2,576	-33,422
15	1911	0,746	162,609	-9,938	-8,111
16	367	0,703	380,329	8,451	-59,970
17	1837	0,575	32,122	3,765	-12,265
18	106	0,563	51,429	22,885	-12,372
19	1375	0,557	-12,195	10,814	-10,267
20	1478	0,660	146,102	-0,227	-8,572
21	377	0,492	-8,265	24,747	-3,942
22	-1184	0,359	-122,242	52,602	5,115
23	637	0,507	-40,812	23,222	-6,689
24	309	0,452	-98,783	31,458	-2,507
25	1699	0,598	20,048	4,994	-9,043
26	721	0,511	-48,653	22,410	-7,707
27	1887	0,626	20,577	1,076	-6,683
28	1723	0,603	21,504	4,240	-10,688
29	381	0,378	-173,116	38,636	-8,962
30	-3138	0,264	-116,347	86,270	-1,388
31	-1277	0,556	-48,859	50,778	-10,787
32	1528	0,691	-87,742	12,920	-7,361
33	1501	0,660	25,210	3,160	-9,975
34	1723	0,600	20,537	4,642	-9,372

Tabel 8. Nilai Statistik Uji Kesesuaian Model Regresi Poisson dan Model GWPR

F_{hitung}	$F_{(0,1;4;136)}$	*P-Value*	Keputusan Uji
28,1300	1,9866	0,0000	Menolak H_0

Pengujian Simultan Parameter Model GWPR

Hipotesis pengujian secara simultan adalah

$$H_0 : \beta_1(u_i,v_i) = \beta_2(u_i,v_i) = \beta_3(u_i,v_i) = \beta_4(u_i,v_i) = 0,$$

$i = 1,2,\cdots,34$

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

$i = 1,2,\cdots,34; \quad k = 1,2,3,4$

Hasil perhitungan uji parameter secara simultan model GWPR dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengujian Hipotesis Parameter Model GWPR Secara Simultan

$G_{2hitung}$	$\chi^2_{(0,1;136)}$	*P-Value*	Keputusan Uji
654,2532	157,5178	0,0000	Menolak H_0

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 9 diperoleh keputusan uji adalah menolak H_0 pada taraf signifikansi 10%, hal ini ditunjukkan oleh nilai statistik uji $G_2 = 654{,}2532$

$> \chi^2_{0,1(136)} = 157,5178$ atau $p-value = 0,0000 < \alpha = 0,1$. Kesimpulan uji hipotesis simultan adalah jumlah penduduk miskin, persentase rumah tidak layak huni, persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS secara simultan berpengaruh terhadap jumlah kasus tuberkulosis di setiap provinsi di Indonesia.

Pengujian Parsial Parameter Model GWPR

Hipotesis pengujian secara parsial untuk parameter $\beta_k(u_i,v_i)$ dengan nilai *k* dan *i* tertentu $k = 0,1,2,3,4$ dan $i = 1,2,...,34$ adalah

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

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

Hasil perhitungan uji parsial model GWPR untuk Provinsi Kalimantan Timur dapat dilihat pada Tabel 10.

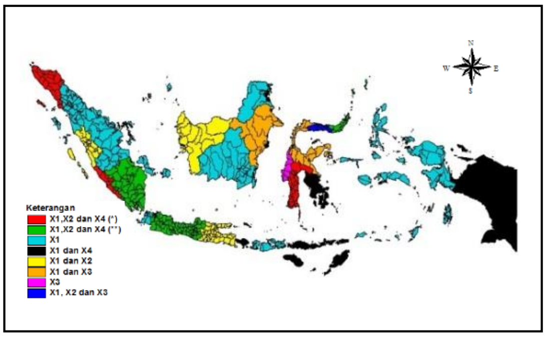
Tabel 10. Pengujian Hipotesis Parameter Model GWPR di Kaltim Secara Parsial

Peubah	$Z_{2(hitung)}$	*p-value*	Keputusan Uji
Konstanta	0,6952	0,4869	Gagal Menolak H_0
X_1	7,3015*	0,0000*	Menolak H_0
X_2	-1,0827	0,2789	Gagal Menolak H_0
X_3	1,7639*	0,0778*	Menolak H_0
X_4	-1,2796	0,2007	Gagal Menolak H_0

Daerah kritis pengujian hipotesis adalah menolak H_0 pada taraf uji 10% jika $|Z_2| > Z_{0,05} = 1,64$ atau jika $p\text{-}value < 0,1$. Berdasarkan hasil perhitungan uji parameter secara parsial, dapat disimpulkan bahwa peubah prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus tuberkulosis di Provinsi Kalimantan Timur adalah jumlah penduduk miskin dan persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan. Hal ini ditunjukkan oleh nilai statistik uji $Z_{2(hitung)}$ peubah-peubah tersebut yang lebih besar dari $Z_{(0,05)} = 1,64$ atau *p-value* yang kurang dari 0,1. Model GWPR Provinsi Kalimantan Timur berdasarkan Tabel 7 adalah

$$\hat{\mu}(u_{23},v_{23}) = \exp(0,6372 + 5,0721\times10^{-4} x_{23,1} - 0,0408 x_{23,2} + 0,0232 x_{23,3} \text{-} 0,0067 x_{23,4})$$

Berdasarkan peubah prediktor yang berpengaruh, maka model GWPR dikelompokkan menjadi 8 kelompok yang dapat dilihat pada peta Gambar 1.



Gambar 1. Pengelompokan Model GWPR

Berdasarkan Gambar 1, model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna merah yaitu Provinsi Aceh, Bengkulu dan Sumatera Selatan adalah model global. Peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin, persentase rumah tidak layak huni dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS. Model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna hijau yaitu Provinsi Sumatera Selatan, Lampung, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta dan Sulawesi Utara adalah model lokal. Peubah-peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin, persentase rumah tidak layak huni dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS. Model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna biru yaitu Provinsi Sumatera Utara, Riau, Jambi, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, Banten, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Maluku, Maluku Utara dan Papua Barat adalah model lokal. Peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin. Model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna hitam yaitu Provinsi Bali, Nusa Tenggara Timur, Sulawesi Tenggara dan Papua adalah model lokal. Peubah-peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin dan persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS. Model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna kuning yaitu Provinsi Sumatera Barat, Jawa Timur dan Kalimantan Barat adalah model lokal. Peubah-peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin dan persentase rumah tidak layak huni. Model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna orange yaitu Provinsi Kalimantan Timur dan Sulawesi Tengah adalah model lokal. Peubah-peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin dan persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan. Model GWPR terbaik di provinsi pada peta yang berwarna ungu yaitu Provinsi Sulawesi Barat adalah model lokal. Peubah prediktor yang berpengaruh adalah persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan. Model GWPR terbaik di provinsi-provinsi pada peta yang berwarna biru tua yaitu Provinsi Gorontalo adalah model lokal. Peubah-peubah prediktor yang berpengaruh adalah jumlah penduduk miskin, persentase rumah tidak layak huni dan persentase TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penaksiran parameter pada Tabel 7 dan hasil analisis yang telah dilakukan maka kesimpulan penelitian ini adalah

1. Model GWPR yang menyatakan rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Kalimantan Barat adalah

$$\hat{\mu}(u_{20},v_{20}) = \exp(1,4776 + 6,5962\times10^{-4}x_{20,1} + 0,1461x_{20,2} - 2,2261\times10^{-4}x_{20,3} - 8,5720\times10^{-3}x_{20,4})$$

   Model GWPR yang menyatakan rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Kalimantan Tengah adalah

$$\hat{\mu}(u_{21},v_{21}) = \exp(0,3766 + 4,9152\times10^{-4}x_{21,1} - 8,2648\times10^{-3}x_{21,2} + 2,4747\times10^{-2}x_{21,2}\text{-}3,9425\times10^{-3}x_{21,4})$$

   Model GWPR yang menyatakan rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Kalimantan Selatan adalah

$$\hat{\mu}(u_{22},v_{22}) = \exp(-1,1837 + 3,5895\times10^{-4}x_{22,1} - 0,1222x_{22,2} + 5,2602\times10^{-2}x_{22,3} + 5,1154\times10^{-3}x_{22,4})$$

   Model GWPR yang menyatakan rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Kalimantan Timur adalah

$$\hat{\mu}(u_{23},v_{23}) = \exp(0,6372 + 5,0721\times10^{-4}x_{23,1} - 4,0812\times10^{-2}x_{23,2} + 2,3222\times10^{-2}x_{23,3}\text{-}6,6891\times10^{-3}x_{23,4})$$

   Model GWPR yang menyatakan rata-rata jumlah kasus TBC di Provinsi Kalimantan Utara adalah

$$\hat{\mu}(u_{24},v_{24}) = \exp(0,3089 + 4,5158\times10^{-4}x_{24,1} - 9,8783\times10^{-2}x_{24,2} + 3,1458\times10^{-2}x_{24,3} - 2,5065\times10^{-3}x_{24,4})$$

   Interpretasi model GWPR di Provinsi Kalimantan Timur adalah setiap peningkatan 1 orang penduduk miskin nilai dan peubah lain dianggap konstan akan meningkatkan rata-rata jumlah kasus tuberkulosis di Provinsi Kalimantan Timur sebesar 0,05%. Setiap peningkatan 1% TPM yang tidak memenuhi syarat kesehatan dan nilai peubah lain dianggap konstan akan meningkatkan rata-rata jumlah kasus tuberkulosis di Provinsi Kalimantan Timur sebesar 2,35 %.
2. Faktor-faktor yang berpengaruh lokal terhadap rata-rata jumlah kasus TBC di Indonesia adalah jumlah penduduk miskin, persentase rumah tidak layak huni, persentase kabupaten/kota yang tidak memiliki kebijakan PHBS dan persentase TPM tidak memenuhi syarat kesehatan, sedangkan faktor yang berpengaruh global adalah jumlah penduduk miskin.

Daftar Pustaka

Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis, Second Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Depkes RI. (2007). *Pedoman Nasional Penanggulangan Tuberkulosis*. Jakarta: Gerdunas TB.

Fotheringham, A.S., Brunsdon, C., & Charlton, M.E. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatial Varying Relationships*. England: John Wiley & Sons.

Graybill, F.A., & Boes, D.C. (1974). *Introduction To the Theory Of Statistics* (*third edition*). New York: McGraw-Hill.

Greene, W.H. (2000). *Econometrics Analysis third Edition*. New Jersey: Prentice Hall.

Gujarati, Damodar. (2003). *Ekonometri Dasar Terjemahan: Sumarno Zain*. Jakarta: Erlangga.

Harinaldi. (2005). *Prinsip-Prinsip Statistik Untuk Teknik dan Sains*. Jakarta: Erlangga.

Kleinbaum. (1988). *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods*. Boston: PWS - KENT Publushing Company.

Purhadi., & Lailiyah, N. (2012). Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Buta Huruf Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan *Geographically Weighted Ordinal Regression*. *Jurnal Sains & Seni*. 1 (1), D213 - D128.

Rencher, A.C., & Schaalje, G.B. (2008). *Linear Models in Statistics* 2^{nd} *ed*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Rida Dwi Lestari., Sri Pingit Wilandari., & Purhadi. (2014). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Penyakit Tuberkulosis di Jawa Timur dengan Pendekatan *Generalized Poisson Regression* dan *Geographically Weighted Poisson Regression. Jurnal Sains & Seni*. 3(2), D188-D193.

Septika Tri Ardiyanti., & Purhadi. (2010). Pemodelan Angka Kematian Bayi dengan Pendekatan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR) di Provinsi Jawa Timur. *Undergraduate Theses*.

Suyitno., Purhadi., Sutikno., & Irhamah. (2016). Parameter Estimation of Geographically Weighted Trivariate Weibull Regression Model. *Applied Mathematical Sciences*. 10 (18). 861 – 878.

World Health Organization. (2018). *Global Tuberculosis Report*. Geneva: 2018. 15-49.