ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 11, Nomor 4, Tahun 2022, Halaman 478 - 487
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

Pemodelan *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) Dengan Jarak *Euclidean* Dan Jarak *Manhattan* (Studi Kasus : Kematian Bayi Neonatal di Jawa Tengah Tahun 2018-2020)

Riszki Bella Primasari[1*], Agus Rusgiyono[2], Dwi Ispriyanti[3]
[1,2,3] Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
***e-mail:** riszkibellaprimasari@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.11.4.478-487

Article Info:
Received: 2022-10-06
Accepted: 2022-12-08
Available Online: 2023-02-25

Keywords:
Neonatal; MGWR; Distance; Weighting Function

Abstract: Neonatal is a condition of babies from birth to 28 days. Data on Indonesia's health profile in 2020 showed that 72% of the number of deaths of toddlers occurred during the neonatal period and Central Java became the highest province of cases. Factors that are suspected to influence are the number of low-birth-weight babies (X1), the number of obstetric complications (X2), the number of Puskesmas (X3), the number of Posyandu (X4), the number of exclusive breastfeeding babies 0-6 months (X5), the number of pediatricians (X6), the number of ambulance cars (X7). Linear regression modeling on the number of neonatal infant deaths in Central Java has a heteroskedasticity problem so that Geographically Weighted Regression (GWR) is used. The distances used are Euclidean and Manhattan as well as the weighting function using Exponential and Tricube Kernel with Fixed Bandwidth. GWR modeling shows that not all independent variables are local, so Mixed Geographically Weighted Regression (MGWR) is used. The results of the GWR analysis with both distances and the two variable weighting functions are not local, including X2, X5, and X7. MGWR distance Manhattan Fixed Tricube Kernel became the better model, as the AICC value was smaller.

1. PENDAHULUAN

Neonatal merupakan keadaan bayi baru lahir hingga bayi umur 28 hari, di mana pada masa itu akan terjadi perubahan besar yang semula bayi hidup di dalam rahim ibu dan akan terjadi pematangan organ tubuh pada hampir semua sistem, maka pada masa ini memiliki resiko kematian yang tinggi (Dinkes Jateng, 2021). Pada tahun 2020, dari 28.158 kematian balita di Indonesia 72% di antaranya terjadi pada masa neonatal, di antara 34 Provinsi jumlah kematian bayi neonatal tertinggi pada Provinsi Jawa Tengah yaitu 3.050 (Kemenkes RI, 2021). *Range* yang besar pada jumlah kasus kematian bayi neonatal pada setiap Kabupaten/Kota di Jawa Tengah salah satu faktor yang membedakan adalah letak geografis daerah yang berbeda. Selain faktor letak geografis, terdapat beberapa faktor yang diduga mempengaruhi jumlah kematian bayi neonatal yaitu bayi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR), penanganan komplikasi kebidanan, puskesmas, posyandu, bayi ASI eksklusif 0-6 bulan, dokter spesialis anak serta mobil ambulans. Tingginya kasus kematian bayi dalam suatu wilayah juga dapat menjadi indikator status kesehatan pada wilayah tersebut cukup rendah.

Salah satu metode statistik dengan mempertimbangkan letak geografis yang dapat digunakan adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR). *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan pengembangan dari regresi linier dengan menambahkan faktor letak geografis dimana data tersebut diambil sehingga estimasi parameter yang dihasilkan akan bersifat lokal (Fotheringham, dkk., 2002). Dalam mengestimasi parameter *Geographically Weighted Regression* (GWR) menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS). Dalam penggunaan metode WLS dibutuhkan nilai pembobot, nilai pembobot ini sangat dipengaruhi oleh nilai jarak lokasi yang dapat dihitung dengan menggunakan

Euclidean dan *Manhattan*. Nilai jarak lokasi ditransformasikan menjadi nilai pembobot menggunakan fungsi *kernel*. Kernel *fixed* menyatakan nilai *bandwidth* yang sama setiap lokasi wilayah. Terdapat pembobot fungsi kernel yang dapat dihitung menggunakan Kernel *fixed* eksponensial dan *fixed tricube*.

Dalam kondisi tertentu model *Geographically Weighted Regression* (GWR) terdapat koefisien variabel yang tidak berpengaruh lokal dalam satu lokasi namun berpengaruh lokal pada beberapa lokasi. Maka, dikembangkanlah model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) oleh Fotheringham, dkk. (2002). *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) merupakan gabungan dari regresi linier biasa dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Berdasarkan latar belakang tersebut maka tujuan penelitian ini ialah menganalisis model yang terbentuk, faktor-faktor yang signifikan dan menentukan model terbaik dalam pemodelan jumlah kematian bayi neonatal di Jawa Tengah menggunakan *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) dengan jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* serta kernel *fixed* eksponensial dan kernel *fixed tricube*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Bayi dengan usia kurang dari satu bulan ini merupakan masa pematangan organ bayi di hampir semua sistem tubuh sehingga pada masa ini bayi memiliki resiko yang cukup tinggi mengalami gangguan kesehatan dan masalah kesehatan sering kali muncul, oleh karena itu perlu dilakukan upaya pengendalian risiko pada masa neonatal sebagai langkah pencegahan terjadinya gangguan kesehatan dan kematian.

Model Geographically Weighted Regression (GWR) menurut Fotheringham, dkk. (2002) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p} \beta_k\,(u_i, v_i) x_{ki} + \varepsilon_i$$

Dengan y_i : nilai variabel dependen untuk lokasi ke-i, (u_i, v_i) : titik koordinat (longitude, latitude) lokasi ke-i, $\beta_k\,(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel independen ke-k untuk lokasi ke-i, x_{ki} : nilai observasi variabel independen ke-k pada pengamatan ke-i, ε_i : error ke-i.

Dalam mengestimasi parameter model GWR digunakan metode Weighted Least Square (WLS). Sehingga bentuk estimasi parameter dari model Geographically Weighted Regression (GWR) untuk titik lokasi pengamatan adalah (Fotheringham, dkk, 2002):

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = [\boldsymbol{X^T W}(u_i, v_i)\boldsymbol{X}]^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{X^T W}(u_i, v_i)\boldsymbol{Y}$$

Misalkan $x_i^T = \left(1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}\right)$merupakan elemen baris ke-i matriks X, maka nilai prediksi Y untuk (ui,vi) dapat diperoleh dengan cara sebagai berikut :

$$\hat{y}_{\boldsymbol{i}} = \boldsymbol{x_i^T}\,\widehat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = \boldsymbol{x_i^T}[\boldsymbol{X^T W}(u_i, v_i)\boldsymbol{X}]^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{X^T W}(u_i, v_i)\boldsymbol{Y}$$

Sehingga untuk seluruh pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{L y}$$
$$\widehat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \boldsymbol{y} - \widehat{\boldsymbol{y}} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{L})\boldsymbol{y}$$

Dengan I adalah matriks identitas berukuran nxn dan matriks L berukuran nxn

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

Dalam mengestimasi parameter GWR dibutuhkan nilai jarak dan nilai pembobot. Dengan perhitungan jarak digunakan sebagai berikut:

a. Jarak *Euclidean*

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

dengan d_{ij}: jarak antar lokasi ke-i dengan lokasi ke-j, u_i : garis lintang (latitude) dari titik koordinat lokasi ke-i, v_i : garis bujur (longitude) dari titik koordinat lokasi ke-i

b. Jarak *Manhattan*

Berikut persamaan jarak *Manhattan*:

$$d_{ij} = \sum \left|(u_i, v_i) - (u_j, v_j)\right|$$

Terdapat beberapa pembobot yang dapat dibentuk menggunakan fungsi kernel, yaitu fungsi *Fixed Exponential* dan fungsi *Fixed Tricube*. Kedua fungsi tersebut dapat ditulis sebagai berikut:

a. Fungsi *Fixed* Eksponensial (Gollini, I., *dkk*, 2015)

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \exp\left[\frac{-d_{ij}}{h}\right]$$

dengan $w_{ij}(u_i, v_i)$: nilai Pembobot antar lokasi ke-i dengan lokasi ke-j, d_{ij}: jarak antar titik lokasi ke-i dengan lokasi ke-j, h: parameter non negatif yang diketahui dan biasa disebut parameter penghalus (*bandwidth*).

b. Fungsi *Fixed Tricube* (Gollini, I., *dkk*, 2015)

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{-d_{ij}}{h}\right)^3\right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases}$$

Dalam menentukan nilai *bandwidth* yang optimum terdapat beberapa metode yang dapat digunakan, salah satunya adalah metode Cross Validation yang dapat didefinisikan sebagai berikut :

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

dengan CV(h): nilai Cross Validation, $\hat{y}_{\neq i}(h)$: nilai penaksir y_i dimana pengamatan di titik lokasi (u_i, vi) tidak dilibatkan dari proses estimasi dengan y_i merupakan variabel dependen (jumlah kematian bayi neonatal). Dalam memperoleh nilai *bandwidth* (h) yang optimal diperoleh dari nilai *bandwidth* (h) yang meminimumkan nilai CV.

Setelah didapatkan nilai parameter model GWR, dilakukan uji hipotesis terhadap model GWR sebagai berikut:

1. Pengujian Kesesuaian Model (Goodness of Fit)

H_0 : $\beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ untuk k=0,1, 2,…,p dan i = 1,2,…,n

H_1 : minimal ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$ untuk k=0,1, 2,…,p dan i = 1,2,…,n

$$F_1 = \frac{RSS(H_1)/df_1}{RSS(H_0)/df_2}$$

Dengan $RSS(H_0) = \boldsymbol{Y^T}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{H})\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{H} = \boldsymbol{X}(\boldsymbol{X^T X})^{-1}\boldsymbol{X^T}$ yang bersifat idempoten. $RSS(H_1) = \boldsymbol{Y^T}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{L})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{L})\boldsymbol{Y}$.

$df_1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$,$\delta_i = tr\left([(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{L})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{L})]^i\right)$untuk i = 1,2., $df_2 = n - p - 1$. H_0 ditolak jika $F_1 \geq F_{\alpha;df_1;df_2}$ atau $p_{\_value} \leq \alpha$ pada taraf signifikansi α.

2. Pengujian Pengaruh Lokasi

H0 : $\beta_k(u_1,v_1)=\beta_k(u_2,v_2)=\cdots=\beta_k(u_n,v_n)$

H1 : tidak semua $\beta_k(u_i,v_i), i=1,2,\dots,n$ adalah sama

$$F_3=\frac{V_k^2/tr\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{B}_k^T\left[\boldsymbol{I}-\frac{1}{n}\boldsymbol{J}\right]\boldsymbol{B}_k\right)}{RSS(H_1)/\delta_1}$$

Dengan $V_k^2=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{\beta}_k(u_i,v_i)-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\hat{\beta}_k(u_i,v_i)\right)^2=\frac{1}{n}\boldsymbol{\beta}_k^T\left[\boldsymbol{I}-\frac{1}{n}\boldsymbol{J}\right]\boldsymbol{\beta}_k$,

$$\boldsymbol{B}_k=\begin{bmatrix}\boldsymbol{e}_k^T(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}(u_1,v_1)\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}(u_1,v_1)\\ \boldsymbol{e}_k^T(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}(u_2,v_2)\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}(u_2,v_2)\\ \vdots\\ \boldsymbol{e}_k^T(\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}(u_n,v_n)\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{W}(u_n,v_n)\end{bmatrix},$$

$df_1=\frac{\gamma_1^2}{\gamma_2}$ dan $df_2=\frac{\delta_1^2}{\delta_2}$ dengan $\gamma_i=tr\left(\frac{\boldsymbol{1}}{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{B}_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{T}}\left[\boldsymbol{I}-\frac{\boldsymbol{1}}{\boldsymbol{n}}\boldsymbol{J}\right]\boldsymbol{B}_{\boldsymbol{k}}\right)^i, i=1,2.$

H0 ditolak jika $F_3\geq F_{\alpha;df_1;df_2}$ atau $p_{\_value}\leq\alpha$ pada taraf signifikansi α.

Persamaan model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR) secara matematik, dapat dituliskan dalam bentuk matriks sebagai berikut (Fotheringham *dkk*., 2002). :

$$\boldsymbol{y_i}=\boldsymbol{X_l}\boldsymbol{\beta_l}(u_i,v_i)+\boldsymbol{X_g}\boldsymbol{\beta_g}+\boldsymbol{\varepsilon_i}$$

dengan $\boldsymbol{X_g}$: matriks variabel independen global, $\boldsymbol{X_l}$: matriks variabel independen lokal, $\boldsymbol{\beta_g}$: vektor variabel independen global, $\boldsymbol{\beta_l}(\boldsymbol{u_i},\boldsymbol{v_i})$: matriks variabel independen lokal.

Estimasi parameter global dan parameter lokal dalam model MGWR menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) dan *Weighted Least Square* (WLS). Sehingga didapatkan persamaan estimasi parameter global dan lokal sebagai berikut :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{g}}=[\boldsymbol{X_g}^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})\boldsymbol{X_g}]^{-\boldsymbol{1}}\boldsymbol{X_g}^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})\boldsymbol{y}$$

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{l}}(\boldsymbol{u_i},\boldsymbol{v_i})=\left[\boldsymbol{X_l^T}\boldsymbol{W}(\boldsymbol{u_i},\boldsymbol{v_i})\boldsymbol{X_l}\right]^{-\boldsymbol{1}}\boldsymbol{X_l^T}\boldsymbol{W}(\boldsymbol{u_i},\boldsymbol{v_i})\widetilde{\boldsymbol{y}}$$

$$=\left[\boldsymbol{X_l^T}\boldsymbol{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{X_l}\right]^{-1}\boldsymbol{X_l^T}\boldsymbol{W}(u_i,v_i)\left(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{X_g}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{g}}\right)$$

Estimator $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{g}}$ dan $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_l(u_i,v_i)$merupakan estimator tak bias untuk estimator $\boldsymbol{\beta_g}$ dan $\boldsymbol{\beta}_l(u_i,v_i)$.

Setelah didapatkan nilai estimasi parameter model MGWR dilakukan uji hipotesis pada model MGWR sebagai berikut:

1. Pengujian Serentak Parameter

Variabel independen global $x_k(q+1\leq k\leq p)$ dengan hipotesis sebagai berikut:

H0 : $\beta_{q+1}=\beta_{q+2}=\cdots=\beta_p=0$

H1 : Minimal ada satu $\beta_k\neq 0$

$$F_2=\frac{\boldsymbol{y}^T[(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})-(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})]\boldsymbol{y}/r_1}{\boldsymbol{y}^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})\boldsymbol{y}/u_1}$$

Dengan $u_i=tr\left(\left[(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^i\right]\right),\ i=1,2.$, $r_i=tr\left([(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})-(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})]^i\right),\ i=1,2.$, $df_1=\left({r_1^2}/{r_2}\right), df_2=\left({u_1^2}/{u_2}\right)$. Tolak H0 jika $F_2\geq F_{\alpha,df_1,df_2}$ pada taraf signifikansi α.

Variabel independen lokal $x_k(1\leq k\leq q)$, dengan hipotesis sebagai berikut :

H0 : $\beta_1(u_i,v_i)=\beta_2(u_i,v_i)=\cdots=\beta_q(u_i,v_i)=0$

H1 : Minimal ada satu $\beta_k(u_i,v_i)\neq 0$

$$F_3 = \frac{\boldsymbol{y}^T\left[\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_g}\right)^T\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_g}\right)-(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})\right]\boldsymbol{y}/t_1}{\boldsymbol{y}^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})\boldsymbol{y}/u_1}$$

dengan :

$u_i \;\; = tr\left(\left[(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^i\right]\right),\ i = 1,2.,\ t_i = tr\left(\left[\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_g}\right)^T\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_g}\right)-(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})^T(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S})\right]^i\right),\ i = 1,2.,\ df_1 = \left({t_1^2}/{t_2}\right), df_2 = \left({u_1^2}/{u_2}\right)$. Tolak H_0 jika $F_3 \geq F_{\alpha,df_1,df_2}$ pada taraf signifikansi α.

2. Pengujian Parsial Signifikan Parameter

Variabel global $x_k\left(q+1 \leq k \leq p\right)$, hipotesis yang dapat digunakan adalah:

H_0 : $\beta_{q+1} = \beta_{q+2} = \cdots = \beta_p = 0$ (Variabel global X_p tidak signifikan)

H_1 : Minimal ada satu$\beta_k \neq 0$, k = 1, 2, …, p dan i = 1, 2, …, n. (Variabel global X_p signifikan)

$$T_{g\_hit} = \frac{\hat{\beta}_k}{\hat{\sigma}\sqrt{g_{kk}}}$$

dengan g_{kk}: elemen diagonal ke-k dari hasil perkalian matriks $\boldsymbol{GG^T}$,**G** : hasil dari $[\boldsymbol{X_g}^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})\boldsymbol{X_g}]^{-1}\boldsymbol{X_g}^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l}), \boldsymbol{\hat{\sigma}^2}$: $\left(\frac{\boldsymbol{y^T}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})\boldsymbol{y}}{\boldsymbol{tr}((\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l}))}\right)$. Tolak H_0 jika $|T_{g_hit|} \geq t_{({\alpha}/{2};df)}$dengan $df = \frac{u_1^2}{u_2}$.

Variabel lokal $x_k(1 \leq k \leq q)$dengan hipotesis sebagai berikut :

H_0 : $\beta_1(u_i,v_i) = \beta_2(u_i,v_i) = \cdots = \beta_q(u_i,v_i) = 0$ (Variabel lokal pada lokasi ke-i tidak signifikan)

H_1 : Minimal ada satu$\beta_k(u_i,v_i) \neq 0$, k = 1, 2, …, q dan i = 1, 2, …, n. (Variabel lokal pada lokasi ke-i signifikan)

$$T_{l\_hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i,v_i)}{\hat{\sigma}\sqrt{m_{kk}}}$$

dengan m_{kk} : elemen diagonal ke-k dari hasil perkalian matriks $\boldsymbol{MM^T}$,
M : hasil dari $[\boldsymbol{X}_l^T\boldsymbol{W}(u_i,v_i)\boldsymbol{X}_l]^{-1}\boldsymbol{X}_l^T\boldsymbol{W}(u_i,v_i)\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{X_g}\boldsymbol{G}\right), \boldsymbol{\hat{\sigma}^2}$: $\left(\frac{\boldsymbol{y^T}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})\boldsymbol{y}}{\boldsymbol{tr}((\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{S_l}))}\right)$. Tolak H_0 jika $T_{l\_hit} \geq t_{({\alpha}/{2};df)}$ dengan $df = \frac{u_1^2}{u_2}$.

Dalam pemilihan model terbaik dapat digunakan nilai Akaike Information Criterion (AIC_C), dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC_C = 2n\ln(\hat{\sigma}) + n\ln(2\pi) + n\left\{\frac{n + tr(\boldsymbol{S})}{n - 2 - tr(\boldsymbol{S})}\right\}$$

dengan subscep c menunjukan AIC terkoreksi, $\hat{\sigma}$: nilai estimator standar deviasi dari error hasil estimasi maksimum likelihood, yaitu, $\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS}{n}$, **S** : matriks proyeksi yang memetakan $\hat{\boldsymbol{y}}$ ke **y** dengan $\hat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{Sy}$.Untuk setiap baris dari **S** adalah $\boldsymbol{x_i^T}(\boldsymbol{X^T}\boldsymbol{W}(\boldsymbol{u_i},\boldsymbol{v_i})\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X^T}\boldsymbol{W}(\boldsymbol{u_i},\boldsymbol{v_i})$. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menentukan model yang memiliki nilai AIC terkecil (Fotheringham, *dkk*., 2002).

3. METODOLOGI PENELITIAN

Jenis data yang digunakan merupakan data sekunder yang didapatkan dari Buku Profil Kesehatan Jawa Tengah dan Buku Data Dasar Puskesmas dan Rumah Sakit yang diterbitkan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah. Data jumlah kematian bayi neonatal dan faktor-faktor yang digunakan meliputi Kabupaten/Kota di Jawa Tengah pada Tahun 2018-2020.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah kematian bayi neonatal menjadi variabel independen (Y), sedangkan variabel independen yang digunakan meliputi jumlah bayi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) (X_1), jumlah penanganan komplikasi kebidanan (X_2), jumlah puskesmas (X_3), jumlah posyandu (X_4), jumlah bayi ASI eksklusif 0-6 bulan (X_5), jumlah dokter spesialis anak (X_6), dan jumlah mobil ambulans (X_7). Dalam menganalisis data pada penelitian ini dimulai dari pengumpulan data, menganalisis regresi linier, menganalisis GWR, menganalisis MGWR, menghitung $AIC_{C,}$ lalu menarik kesimpulan,

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil analisis data menggunakan metode regresi linier global didapatkan kesimpulan bahwa pada pemodelan jumlah kematian bayi neonatal terjadi pelanggaran asumsi klasik yaitu pada asumsi heteroskedastisitas. Residual data menunjukan gejala adanya heteroskedastisitas atau variansi residual data tidak konstan sehingga diatasi dengan menggunakan pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR).

Setelah didapatkan nilai parameter model GWR dilakukan pengujian hipotesis. Uji kecocokan model menyimpulkan bahwa model GWR jarak *Euclidean* dan jarak *Manhattan* dengan fungsi kernel *fixed* eksponensial dan *fixed tricube* terdapat perbedaan dengan model regresi global sehingga dapat digunakan dalam pemodelan jumlah kematian bayi neonatal. Selanjutnya, untuk uji pengaruh lokasi secara parsial dengan kedua jarak dan kedua fungsi pembobot pada taraf signifikansi α sebesar 5% dapat disimpulkan terdapat variabel yang bersifat lokal dan bersifat global, dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. F3 Uji Pengaruh Lokasi Parsial

Variabel	Jarak	*Fixed* Eksponensial		*Fixed Tricube*	
		F3	P-Value	F3	P-Value
X_1	*Euclidean*	2,1430	0,0000	1,79581	0,0040
X_2		1,2362	0,1641	2.56481	0,0000
X_3		2,3815	0.0003	5.06266	0,0000
X_4		3,0828	0,0000	2,54313	0,0001
X_5		1,0014	0,4658	0,93228	0,5655
X_6		4,7508	0,0000	3,34198	0,0000
X_7		1,2859	0,1227	1,50600	0,0270
X_1	*Manhattan*	1,9805	0,0005	1,56664	0,0198
X_2		1,7188	0,0082	0,93084	0,6003
X_3		2,4543	0,0002	2,67978	0,0002
X_4		3,8114	0,0000	2,31845	0,0005
X_5		1,1208	0,2874	0,86563	0,6631
X_6		6,3618	0,0000	3,78204	0,0000
X_7		1,2063	0,1978	1,00881	0,4535

Pada model GWR pada jarak *Euclidean* dengan fungsi pembobot *fixed* eksponensial kernel variabel yang bersifat lokal adalah X_1,X_3, X_4, dan X_6 sedangkan terdapat variabel yang diduga memiliki pengaruh secara global yaitu $X_{2,}$ X_5 dan X_7. Pada GWR pada jarak

Euclidean dengan fungsi pembobot *fixed tricube* kernel variabel yang bersifat lokal adalah X_1, X_2, X_3, X_4, X_6 dan X_7 sedangkan terdapat variabel yang diduga memiliki pengaruh secara global yaitu X_5. Sedangkan GWR pada jarak *Manhattan* dengan fungsi pembobot *fixed* eksponensial kernel variabel yang bersifat lokal adalah X_1, X_2, X_3, X_4, dan X_6 sedangkan terdapat variabel yang diduga memiliki pengaruh secara global yaitu X_5 dan X_7 serta GWR pada jarak *Manhattan* dengan fungsi pembobot *fixed tricube* kernel variabel yang bersifat lokal adalah X_1, X_3, X_4, dan X_6 sedangkan terdapat variabel yang diduga memiliki pengaruh secara global yaitu X_2, X_5 dan X_7. Maka dari itu, variabel-variabel tersebut dapat dibentuk menjadi model *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR).

Berdasarkan hasil estimasi MGWR jarak *Euclidean* dengan *Fixed Eksponensial* kernel nilai taksiran parameter X_2 sebesar 0,013253642, X_5 sebesar 0,002952899, X_7 sebesar 0,284013933. Hasil estimasi MGWR jarak *Euclidean* dengan *Fixed Tricube* kernel nilai taksiran parameter X_5 sebesar 0,00231882. Berdasarkan hasil estimasi MGWR jarak *Manhattan* dengan *Fixed Eksponensial* kernel nilai taksiran parameter X_5 sebesar 0,001856033, X_7 sebesar -0,229223730. Hasil estimasi MGWR jarak *Manhattan* dengan *Fixed Tricube* kernel nilai taksiran parameter X_2 sebesar 0,009893016, X_5 sebesar 0,002786910, X_7 sebesar -0,441805710. Setelah didapatkan nilai estimasi parameter untuk variabel global selanjutnya melakukan estimasi parameter untuk variabel lokal pada masing-masing model yang berbeda setiap lokasi Kabupaten/Kota.

Pengujian pada model MGWR dilakukan uji kecocokan model dengan taraf signifikansi α sebesar 5% menyimpulkan bahwa model MGWR terdapat perbedaan dengan model regresi linier global sehingga model MGWR dapat digunakan dalam pemodelan jumlah kematian bayi neonatal. Selanjutnya pengujian parameter global dan lokal secara serentak pada taraf signifikansi α sebesar 5% menyimpulkan bahwa parameter global dan lokal pada masing-masing model secara serentak mempengaruhi model MGWR. Pengujian selanjutnya adalah uji signifikansi parameter global secara parsial pada taraf signifikansi α sebesar 5% yang menyimpulkan bahwa bahwa untuk model MGWR jarak *Euclidean* dengan *Fixed* Eksponensial kernel variabel global yang signifikan X_2 dan X_5 dan model MGWR jarak *Euclidean* dengan *Fixed Tricube* kernel variabel global yang signifikan X_5. Sedangkan model MGWR jarak *Manhattan* dengan *Fixed* Eksponensial kernel variable global yang signifikan hanya X_7 dan model MGWR jarak *Manhattan* dengan *Fixed Tricube* kernel semua variabel global signifikan terhadap model. Untuk hasil pengujian pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji Parsial Signifikan Parameter Global

Jarak	Kernel	Variabel	T_{g_hit}	Df	Ttabel
Euclidean	Eksponensial	X_2	5,390444	46,23512	2,0129
		X_5	7,667860		
		X_7	1,452058		
	Tricube	X_5	3,598201	99,81647	1,9842
Manhattan	Eksponensial	X_5	3,8950953	20,91839	2,0860
		X_7	-0,902487		
	Tricube	X_2	5,260079	101,3115	1,9837
		X_5	4,318932		
		X_7	-2,255426		

Sedangkan uji signifikansi parameter lokal global secara parsial pada taraf signifikansi α sebesar 5% dengan setiap Kabupaten/Kota memiliki parameter yang berbeda-beda maka dapat disimpulkan pada Tabel 3-6.

Tabel 3. Klasifikasi Kab./Kota Berdasarkan Signifikansi Parameter (MGWR *Euclidean* Eksponensial)

Variabel	Kab./Kota
X_1	Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Sukoharjo, Kab. Wonogiri, Kab. Grobogan, Kab. Semarang, Kab. Pekalongan, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Semarang.
X_3	Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Sragen, Kota Magelang, Kota Salatiga, Kota Semarang.
X_4	Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Magelang, Kab. Klaten, Kab. Wonogiri, Kab. Sragen, Kab. Grobogan, Kab. Kudus, Kab. Semarang, Kab. Pekalongan, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Pekalongan.
X_6	Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Kudus, Kab. Semarang, Kab. Tegal, Kota Magelang, Kota Salatiga, Kota Semarang,

Tabel 4. Klasifikasi Kab./Kota Berdasarkan Signifikansi Parameter (MGWR *Euclidean Tricube*)

Variabel	Kab./Kota
X_1	Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Purworejo, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Klaten, Kab. Sukoharjo, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Grobogan, Kab Pati, Kab. Kudus, Kab. Demak, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Kendal, Kab. Pemalang, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Tegal.
X_2	Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Kebumen, Kab. Purworejo, Kab. Wonosobo, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Klaten, Kab. Sukoharjo, Kab. Wonogiri, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Grobogan, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Jepara, Kab. Demak, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Kendal, Kab. Batang, Kab. Pekalongan, Kab. Pemalang, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal.
X_3	Kab. Blora, Kab. Rembang.
X_4	Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Batang, Kab. Brebes, Kota Pekalongan.
X_6	Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Kebumen, Kab. Wonosobo, Kab. Magelang, Kab. Grobogan, Kab. Kudus, Kab. Demak, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Pemalang, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Salatiga, Kota Semarang.
X_7	Kab. Banjarnegara, Kab. Boyolali, Kab. Sragen, Kab. Blora, Kab. Brebes, Kota Surakarta.

Tabel 5. Klasifikasi Kab./Kota Berdasarkan Signifikansi Parameter (MGWR *Manhattan* Eksponensial)

Variabel	Kab./Kota
X_1	Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Sukoharjo, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Semarang, Kab. Pekalongan, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal.
X_2	Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Klaten, Kab. Wonogiri, Kab. Karanganyar, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Batang, Kab. Pekalongan, Kab. Pemalang, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota. Surakarta, Kota. Salatiga, Kota. Pekalongan, Kota Tegal.
X_3	Kab. Banjarnegara, Kab. Wonosobo, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Sragen, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Semarang, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan.
X_4	Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Purworejo, Kab. Magelang, Kab. Klaten, Kab. Sragen, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Semarang, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal.
X_6	Kab. Purworejo, Kab. Blora, Kab, Rembang, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Salatiga, Kota Pekalongan, Kota Tegal.

Tabel 6. Klasifikasi Kab./Kota Berdasarkan Signifikansi Parameter (MGWR *Manhattan Tricube)*

Variabel	Kab./Kota
X_1	Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Magelang, Kab. Boyolali, Kab. Klaten, Kab. Sukoharjo, Kab. Wonogiri, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Grobogan, Kab. Blora, Kab Pati, Kab. Kudus, Kab. Demak, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Kendal, Kab. Pemalang, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Tegal.
X_3	Kab. Rembang.
X_4	Kab. Rembang, Kab. Kudus, Kab. Tegal, Kab. Brebes.
X_6	Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Purbalingga, Kab. Banjarnegara, Kab. Kebumen, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Kendal, Kab. Tegal, Kab. Brebes, Kota Semarang, Kota Tegal.

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai AIC_C dengan melihat nilai AIC_c terkecil. Dapat disimpulkan bahwa model terbaik pada pemodelan jumlah kematian bayi neonatal di Jawa Tengah Tahun 2018-2020 adalah model MGWR menggunakan jarak *Manhattan* dengan *Fixed Tricube* kernel karena nilai AIC_C lebih kecil dibandingkan model lainnya yaitu sebesar 982,4842.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, terdapat beberapa kesimpulan diantaranya:

1. Pemodelan jumlah kematian bayi neonatal di Jawa Tengah Tahun 2018-2020 menggunakan regresi linier global terdeteksi melanggar asumsi heteroskedastisitas sehingga dilakukan penanganan dengan GWR menggunakan dua jarak yaitu *Euclidean* dan *Manhattan* serta dua fungsi pembobot kernel *Fixed* Eksponensial dan *Fixed Tricube*. Setelah dianalisis pada model GWR terdapat variabel independen yang tidak bersifat lokal maka digunakan *Mixed Geographically Weighted Regression* (MGWR).
2. Pemodelan MGWR jumlah kematian bayi neonatal di Jawa Tengah Tahun 2018-2020 menggunakan dua jarak yaitu *Euclidean* dan *Manhattan* serta dua fungsi pembobot kernel *Fixed* Eksponensial dan *Fixed Tricube* memberikan hasil terdapat variabel global yang signifikan maupun tidak signifikan pada setiap model dan variabel lokal yang signifikan berbeda setiap titik lokasi pada setiap model. Model terbaik yang dipilih adalah MGWR jarak *Manhattan* dengan fungsi pembobot Kernel *Fixed Tricube* karena memiliki nilai AIC_C terkecil.

DAFTAR PUSTAKA

Dinas Kesehatan Jawa Tengah [Dinkes Jateng].2021.*Profil Kesehatan Provinsi Jawa Tengah Tahun 2020*.Semarang:Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Tengah

Fotheringham, A.S., Brundson, C. dan Charlton, M. 2002. *Geographically Weighted Regression*.Chichester, UK: John Wiley and Sons

Gollini, I., Lu, B., Charlton, M., Brunsdon, C., dan Harris, P. 2015. *GWmodel: an R package for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models*. Journal of Statistics Software. Vol.63, No. 17: Hal. 1-50

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia [Kemenkes RI].2021.*Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2020*.Jakarta:Kementerian Kesehatan RI

Leung, Y., Mei, C.L, dan Zhang, W.X. 2000. *Statistical Test for Spatial Non-Stationarity Base on the Geographically Weighted Regression Model*. Department of Geography and The Centre for Environmental Studies The Chinese University of Hongkong, Shatin, Hongkong.

Purhadi dan Yasin, H.2012.*Mixed Geographically Weighted Regression Model Case Study : The Percentage of Poor Households in Mojokerto 2008*.European Journal of Scientific Research, Vol.69, Issue.2: Hal.188-196