

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED RIDGE REGRESSION* PADA KASUS TUBERKULOSIS DI INDONESIA

Ni Putu Eka Martini^{1§}, Ni Luh Putu Suciptawati², Anggun Yuliarum Qur'ani³

¹Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: ekamartini349@gmail.com]

²Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: suciptawati@unud.ac.id]

³Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: anggunyuliarum@unud.ac.id]

§Corresponding Author

ABSTRACT

Tuberculosis remains a major public health issue in Indonesia, with substantial variation in case notification rates (CNR) across provinces, indicating the presence of spatial heterogeneity and potential multicollinearity among influencing factors. This study aims to model CNR of tuberculosis in Indonesia in 2024 using the Geographically Weighted Ridge Regression (GWRR) method, which simultaneously addresses spatial heterogeneity and multicollinearity. Secondary data from 38 provinces were analyzed, including variables such as population percentage, GERMAS implementation, smoking prevalence, HIV cases, poverty rate, hospitals, and malnutrition among infants. The analysis began with Ordinary Least Squares (OLS), followed by diagnostic tests revealing heteroskedasticity and multicollinearity, justifying the use of GWRR. The results show that GWRR produces stable local parameter estimates across provinces with a high coefficient of determination (97%) and relatively low RMSE, indicating strong model performance. Spatial analysis reveals that dominant factors vary by region, with malnutrition and smoking showing strong influence in several provinces. Overall, GWRR proves effective in capturing spatial variation and improving model stability in tuberculosis analysis.

Keywords: Tuberculosis, CNR, Heterogeneity, Multicollinearity, GWRR

1. PENDAHULUAN

Penyakit menular saat ini menjadi salah satu tantangan utama dalam pembangunan kesehatan masyarakat, khususnya di negara-negara berkembang. Salah satu penyakit infeksi yang hingga saat ini masih menarik perhatian dunia adalah tuberkulosis. Tuberkulosis merupakan penyakit infeksius kronis yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis*, yaitu bakteri berbentuk batang dengan sifat tahan asam (Kemenkes RI, 2020). Berdasarkan laporan World Health Organization dalam *Global Tuberculosis Report 2024*, Indonesia termasuk dalam kategori *high-burden countries* untuk tuberkulosis dan menempati peringkat kedua di dunia dalam jumlah kasus tuberkulosis.

Salah satu indikator yang menilai penemuan dan pelaporan kasus tuberkulosis adalah *case notification rate* (CNR), yaitu jumlah kasus tuberkulosis yang telah dilaporkan dan ditemukan per 100.000 penduduk. Data Kementerian Kesehatan RI (2025) dalam

publikasi Profil Kesehatan Indonesia menunjukkan CNR tuberkulosis di Indonesia tahun 2024 berbeda cukup tajam antarprovinsi. Papua Pegunungan mencatat CNR sebesar 872 per 100.000 penduduk, sedangkan Papua Barat Daya hanya 104 per 100.000 penduduk. Perbedaan ini menunjukkan adanya variasi spasial yang kuat dalam distribusi CNR tuberkulosis di Indonesia.

Variasi CNR tuberkulosis antarprovinsi mengindikasikan bahwa hubungan antara CNR tuberkulosis dan faktor-faktor penentunya tidak seragam pada setiap wilayah. Kondisi ini sejalan dengan hukum pertama geografis oleh Tobler (1970) yang menyatakan bahwa segala sesuatu saling berkaitan, tetapi lokasi yang berdekatan cenderung memiliki keterkaitan yang lebih kuat dibandingkan lokasi yang berjauhan. Prinsip tersebut menjadi dasar penting dalam analisis regresi spasial, karena pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen dapat

berbeda menurut lokasi pengamatan (heterogenitas spasial). Oleh karena itu, pendekatan regresi spasial diperlukan untuk mengakomodasi keragaman hubungan antarvariabel yang muncul pada wilayah yang berbeda.

Salah satu pendekatan regresi spasial yang diterapkan untuk mengakomodasi variasi hubungan antarvariabel adalah *geographically weighted regression* (GWR). GWR adalah pengembangan regresi linear yang memperhatikan faktor spasial atau lokasi geografis yang melibatkan koordinat titik (Pasaribu et al., 2024). Dalam konteks tuberkulosis, pendekatan ini relevan karena faktor-faktor yang memengaruhi CNR tuberkulosis, seperti kepadatan penduduk, persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS, jumlah rumah sakit (Putri et al., 2024), penduduk miskin (Karima et al., 2021), dan faktor risiko medis diduga memiliki pengaruh yang berbeda pada setiap provinsi

Meskipun efektif dalam mengatasi heterogenitas spasial, model GWR rentan terhadap multikolinearitas lokal. Menurut Montgomery & Peck (2012), multikolinearitas dapat menyebabkan estimasi model memiliki varians yang besar. Multikolinearitas diperparah oleh penerapan fungsi pembobot *kernel* yang mengakibatkan matriks desain berbobot lokal dalam GWR berada dalam kondisi hampir singular sehingga koefisien regresi sensitif terhadap perubahan kecil pada data (Wheeler & Tiefelsdorf, 2005).

Metode *ridge regression* diperkenalkan oleh Hoerl & Kennard (1970) untuk mengatasi multikolinearitas pada regresi linear berganda. Metode ini memodifikasi metode kuadrat terkecil dengan menambahkan konstanta pada struktur matriks pada variabel independen sehingga pendugaan parameter menjadi lebih stabil. Konsep stabilisasi parameter ini kemudian diintegrasikan ke dalam kerangka kerja GWR sehingga ditemukan metode *geographically weighted ridge regression* (GWRR) (Wheeler, 2006). Dengan demikian, GWRR digunakan untuk mengatasi multikolinearitas pada data spasial.

Penelitian sebelumnya terkait GWRR dalam bidang kesehatan dilakukan oleh Qur'ani et al. (2023) untuk mengestimasi parameter model indikator penanganan stunting di Indonesia saat pandemi Covid-19 dengan hasil penelitian bahwa GWRR mampu mengatasi multikolinearitas lokal dengan sangat baik

dengan R^2 sebesar 99% dan RMSE sebesar 0,0368. Selain itu, Fadilah (2025) melakukan pemodelan GWRR pada kasus tuberkulosis anak di Sulawesi Selatan dan menemukan bahwa GWRR berhasil menstabilkan estimasi dan menunjukkan bahwa pengaruh variabel berbeda antarwilayah.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini menerapkan metode *geographically weighted ridge regression* (GWRR) untuk memodelkan *case notification rate* (CNR) tuberkulosis pada 38 provinsi di Indonesia tahun 2024. Penggunaan metode ini diharapkan mampu menghasilkan estimasi parameter yang lebih stabil, mengakomodasi heterogenitas spasial, serta memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai variasi pengaruh faktor-faktor penentu CNR tuberkulosis di setiap wilayah di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang mencakup setiap provinsi di Indonesia pada tahun 2024 yang diperoleh dari dua sumber yakni Badan Pusat Statistik (BPS) RI dan Kementerian Kesehatan RI melalui publikasi Profil Kesehatan Indonesia. Unit penelitian terdiri dari 38 amatan yang mencakup seluruh provinsi di Indonesia.

Variabel dependen (y) pada penelitian ini adalah *case notification rate* (CNR) tuberkulosis dan variabel independen yang diduga memengaruhi antara lain persentase penduduk (x_1), persentase kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS (x_2), persentase penduduk umur 15 tahun ke atas yang merokok selama sebulan terakhir (x_3), jumlah kasus HIV (x_4), persentase penduduk miskin (x_5), jumlah rumah sakit (x_6), dan persentase bayi 0-23 bulan yang mengalami gizi buruk (x_7). Selain itu, terdapat koordinat lintang dan bujur (u_i, v_i) yang digunakan untuk menunjukkan lokasi provinsi yang ada di Indonesia dengan koordinat lintang/*latitude* (u_i) merupakan penentu lokasi di sebelah utara atau selatan bumi dan koordinat bujur/*longitude* (v_i) merupakan penentu suatu lokasi di sebelah timur atau barat bumi.

Penelitian ini menggunakan *software* Rstudio versi 4.5.1 dalam pengolahan data. Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Melakukan deskripsi statistik data *case notification rate* di Indonesia pada tahun

2024 beserta variabel independen yang diduga memengaruhi CNR tuberkulosis.

2. Menentukan model regresi linear berganda melalui langkah-langkah berikut:

a. Melakukan estimasi parameter regresi linear berganda menggunakan pendekatan *ordinary least squares*. Metode estimasi ini diterapkan dengan cara meminimalkan jumlah kuadrat *error*. Penduga OLS untuk β adalah (Draper & Smith, 1998):

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

b. Melakukan pengujian autokorelasi dengan *Durbin-Watson test* untuk mendeteksi adanya korelasi dalam *error* pada model regresi. Berikut merupakan statistik uji dari *Durbin-Watson* (Durbin & Watson, 1951):

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2} \quad (2)$$

dengan ε_t menyatakan error pada periode t , ε_{t-1} menyatakan error pada periode $t - 1$, dan n menyatakan jumlah pengamatan.

c. Melakukan pengujian heteroskedastisitas untuk menilai adanya ketidaksamaan varians error antar pengamatan dalam model regresi. Pengujian dilakukan dengan *Breusch-Pagan test*. Apabila terjadi heteroskedastisitas atau heterogenitas spasial, penelitian berlanjut dengan membuat model GWR. Berikut merupakan statistik uji dari *Breusch-Pagan test* (Anselin, 1988):

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \quad (3)$$

dengan f menyatakan matriks berukuran $(n \times 1)$, σ^2 menyatakan varians sisaan, ε_i menyatakan $y_i - \hat{y}_i$ yang merupakan *least squares error* untuk pengamatan $ke - i$, dan Z menyatakan matriks ukuran $(n \times (p + 1))$ yang mengandung vektor hasil normalisasi pada setiap pengamatan

d. Mendeteksi multikolinearitas yang merujuk ketika dua atau lebih variabel independen saling berkorelasi dengan variabel independen lainnya. Multikolinearitas dideteksi dengan menggunakan nilai *variance inflation factor* (VIF). Perhitungan VIF

dirumuskan sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2009):

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2} \quad (4)$$

Nilai VIF yang berada pada rentang 5 hingga 10 mengindikasikan adanya multikolinearitas, sedangkan, nilai VIF melebihi 10 menunjukkan bahwa multikolinearitas yang terjadi sudah cukup tinggi (Shrestha, 2020). Apabila terdeteksi adanya multikolinearitas dan heteroskedastisitas, penelitian berlanjut dengan membuat model GWRR.

3. Melakukan pemodelan GWR dengan tahapan sebagai berikut:

a. Melakukan konversi koordinat dari satuan *decimal degrees* (DD) menjadi satuan kilometer (km)

b. Menghitung jarak *Euclid* antara lokasi pengamatan dengan menggunakan perhitungan berikut (Fotheringham et al., 2002):

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (5)$$

c. Menentukan *bandwidth* optimum untuk setiap provinsi menggunakan *cross validation* (CV) dengan persamaan berikut (Pasaribu et al., 2024).

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (6)$$

dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ menyatakan nilai prediksi y_i untuk titik i yang diperoleh dari model tanpa menggunakan titik i dalam proses prediksi, h menyatakan *bandwidth*, n menyatakan jumlah pengamatan, dan y_i menyatakan variabel independen pada pengamatan.

d. Menentukan matriks pembobot spasial dengan menggunakan *fixed exponential kernel* (Fotheringham et al., 2002):

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{d_{ij}}{h_i}\right) \quad (7)$$

e. Melakukan perhitungan nilai estimasi parameter model GWR dengan metode *weighted least squares* (WLS) (Fotheringham et al., 2002):

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y \quad (8)$$

4. Melakukan pengujian multikolinieritas lokal. Penambahan pembobot dalam GWR dapat memperparah terjadinya multikolinieritas lokal (Wheeler, 2007), sehingga diperlukan pengujian multikolinieritas lokal dengan *condition number* (CN) dan VIF lokal. Apabila nilai CN berada pada rentan 5 sampai 10, maka multikolinieritas tergolong lemah, sedangkan, sedangkan nilai CN pada rentang 30-100 menunjukkan adanya multikolinieritas kuat (Belsley et al., 1980).

$$CN = \frac{\xi_{max}}{\xi_{min}} \quad (9)$$

Dengan dengan ξ_{max} dan ξ_{min} adalah nilai eigen terbesar dan terkecil dari matriks model. Selanjutnya, nilai VIF lokal dihitung dengan menggunakan perhitungan berikut

$$VIF(u_i, v_i) = \frac{1}{1 - R_k^2(u_i, v_i)} \quad (10)$$

5. Melakukan pemodelan GWRR dengan package "gwrr" dan fungsi "gwrr.est" pada Wheeler (2022) apabila terdeteksi adanya multikolinieritas pada model GWRR. Pemodelan GWRR dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Mengestimasi konstanta *ridge* (λ)
 - b. Mengestimasi parameter GWRR

$$\hat{\beta}_R(u_i, v_i) = \frac{(X^T W(u_i, v_i) X + \lambda I)^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y}{1} \quad (11)$$

6. Melakukan evaluasi kelayakan model GWRR dengan kriteria R^2 dan *root mean squares error* (RMSE)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (12)$$

$$AIC = -2 \log(\hat{L}) + 2k \quad (13)$$

7. Interpretasi hasil dan pembahasan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif

Statistika deskriptif dari masing-masing variabel disajikan pada tabel 1. Tabel 1 menunjukkan bahwa CNR tuberkulosis memiliki nilai minimum sebesar 104 dan maksimum sebesar 872 per 100.000 penduduk. Hal ini mengindikasikan adanya perbedaan tingkat penemuan kasus tuberkulosis antarprovinsi di Indonesia. Perbedaan tersebut menunjukkan ketimpangan CNR kasus tuberkulosis di

Indonesia. Standar deviasi sebesar 151,51 mencerminkan adanya variasi yang cukup tinggi antarwilayah.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Variabel	Min	Maks	Mean	SD
Y	104	872	303,8	151,51
X ₁	0,19	17,85	2,632	4,014
X ₂	25	100	89,91	20,69
X ₃	19,2	33,84	27,48	3,8619
X ₄	134	10.460	1.676,5	2394,92
X ₅	3,8	29,66	10,665	6,3668
X ₆	8	439	84,95	107,21
X ₇	0,1	3,11	0,8376	0,72

Sumber: Data diolah, 2026

Variabel independen juga menunjukkan variasi yang cukup besar antarprovinsi. Beberapa variabel memiliki rentang nilai yang cukup besar sehingga menunjukkan variasi antarprovinsi yang relatif tinggi sedangkan variabel lainnya memiliki variasi yang relatif lebih kecil. Secara umum, perbedaan tersebut mengindikasikan adanya heterogenitas karakteristik antarprovinsi yang berpotensi memengaruhi variasi CNR tuberkulosis di Indonesia. Secara keseluruhan, nilai standar deviasi yang relatif besar pada sebagian besar variabel menunjukkan adanya variasi dan ketimpangan antar provinsi yang cukup signifikan. Kondisi ini menjadi dasar penting dalam analisis lanjutan untuk mengkaji faktor-faktor yang memengaruhi perbedaan CNR Tuberkulosis antar provinsi, khususnya dalam kerangka analisis spasial yang mempertimbangkan heterogenitas wilayah.

3.2 Pemodelan Regresi Linear Berganda

Penelitian ini menggunakan pemodelan regresi linear berganda dengan menggunakan pendekatan OLS. Estimasi model regresi linear berganda untuk CNR tuberkulosis di Indonesia pada tahun 2024 sebagai berikut:

$$\hat{y} = -145,696 - 54,6499x_1 - 1,06465x_2 + 17,93x_3 + 0,07861x_4 - 8,91483x_5 + 0,36006x_6 + 153,8x_7$$

3.3 Pengujian Asumsi Klasik

Pengujian asumsi klasik bertujuan untuk memastikan bahwa model regresi linear memenuhi asumsi dasar OLS.

- a. Uji Autokorelasi

Autokorelasi merupakan pelanggaran asumsi OLS yang muncul ketika hasil pada amatan yang berdekatan cenderung terlalu mirip atau terlalu berbeda. Pengujian autokorelasi

dilakukan dengan *Durbin-Watson test* berdasarkan persamaan (2). Hipotesis yang digunakan dalam uji autokorelasi sebagai berikut:

$H_0: \rho = 0$ (Tidak ada autokorelasi)

$H_1: \rho \neq 0$ (Ada autokorelasi)

Pengujian autokorelasi memperoleh nilai $p_{value} = 0,06553$. Nilai tersebut lebih besar dibandingkan dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$, sehingga keputusan pengujian adalah gagal menolak H_0 . Dengan demikian, *error* pada model tidak menunjukkan adanya korelasi yang signifikan.

b. Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk menilai apakah dalam model regresi terdapat ketidakkonstanan varians dari *error* satu pengamatan dengan pengamatan lain. Pengujian dilakukan dengan *Breusch-Pagan test* berdasarkan persamaan (3). Hipotesis yang digunakan dalam uji heteroskedastisitas sebagai berikut:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (Tidak terdapat heteroskedastisitas)

$H_1: \text{minimal terdapat satu } \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$ (Terdapat heteroskedastisitas)

Pengujian heteroskedastisitas memperoleh nilai $p_{value} = 0,0007168$ yang lebih kecil dari tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Keputusan pengujian adalah tolak H_0 , sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat indikasi heteroskedastisitas dalam model sehingga diperlukan pemodelan dengan metode *geographically weighted regression* (GWR)

c. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas digunakan untuk mengidentifikasi adanya hubungan linear yang kuat antarvariabel independen dalam model regresi linear. Pengujian dilakukan dengan melihat nilai VIF masing-masing variabel independen. Perhitungan VIF disajikan pada tabel berikut

Tabel 2. Nilai VIF

X	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
VIF	37,5	4,4	2,2	19,3	3,6	46,4	2,52

Sumber: Data diolah, 2026

Tabel 2 menunjukkan bahwa x_1, x_4 , dan x_6 memiliki $VIF > 5$, yang mengindikasikan adanya multikolinearitas dalam model regresi linear berganda. Kondisi ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan linear yang tinggi antar beberapa variabel

independen, sehingga berpotensi memengaruhi kestabilan pendugaan parameter regresi (Gujarati & Porter, 2009).

3.4 Pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Pemodelan GWR memungkinkan parameter yang bersifat lokal sehingga estimasi parameter berbeda di setiap lokasi. Langkah awal yang dilakukan dalam membentuk model GWR adalah mengonversi koordinat lintang dan bujur masing-masing provinsi di Indonesia menjadi satuan kilometer. Kemudian menentukan jarak *Euclid* dan nilai *bandwidth* yang akan digunakan untuk menghitung matriks pembobot untuk masing-masing provinsi. Secara konseptual, semakin kecil jarak antarwilayah maka tingkat kemiripan karakteristiknya cenderung semakin tinggi, sehingga kontribusi observasi dalam proses estimasi parameter lokal juga semakin besar (Pasaribu et al., 2024). Hal ini sejalan dengan prinsip dasar analisis spasial yang menekankan bahwa kedekatan geografis berpengaruh terhadap hubungan antarvariabel.

Penelitian ini menggunakan fungsi pembobot *fixed exponential kernel*. Setelah diperoleh matriks pembobot untuk masing-masing provinsi menggunakan *fixed exponential kernel*, dilakukan estimasi parameter model GWR untuk setiap provinsi di Indonesia. Pemodelan GWR menghasilkan koefisien regresi berbeda untuk setiap provinsi.

Namun demikian, model GWR rentan terhadap masalah multikolinearitas lokal akibat penambahan pembobot spasial yang menyebabkan estimasi parameter menjadi tidak stabil dan sensitif terhadap perubahan kecil pada data (Wheeler, 2007). Oleh karena itu, perlu dilakukan pengujian multikolinearitas lokal.

3.5 Pengujian Multikolinearitas Lokal

Pengujian multikolinearitas 90aria dilakukan dengan 90aria *condition number* (CN) sebagai 90aria utama untuk mengukur tingkat kestabilan matriks desain 90aria dalam proses estimasi parameter. Sementara itu, Nilai VIF digunakan sebagai 90aria pendukung untuk mendeteksi multikolinearitas untuk masing-masing 90aria 90aria pada setiap wilayah pengamatan.

Hasil pengujian multikolinearitas 90aria menggunakan CN diperoleh hasil yang bervariasi antarwilayah dengan rentang antara 38,97 hingga 270,35. Beberapa wilayah memiliki $CN > 100$ yang dalam data

ekonometrika cukup umum ditemukan karena banyak variabel memiliki hubungan yang erat satu sama lain (Belsley et al., 1980). Selanjutnya, indikator pendukung yang digunakan adalah mendeteksi VIF lokal untuk masing-masing variabel. Sebagai gambaran, disajikan hasil pengujian untuk Provinsi Riau yang memiliki nilai CN sebesar 195,03. Nilai tersebut berada di atas 100 sehingga mengindikasikan adanya multikolinearitas yang kuat dan menunjukkan bahwa stabilitas estimasi koefisien regresi pada Provinsi Riau perlu dievaluasi lebih lanjut.

Selanjutnya, digunakan indikator pendukung berupa VIF lokal untuk masing-masing variabel yang disajikan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Nilai VIF Lokal untuk Provinsi Riau

X	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
VIF	21,8	1,4	2,0	18,0	1,8	21,2	1,1

Sumber: Data diolah, 2026

Hasil perhitungan CN dan VIF lokal menunjukkan bahwa di Provinsi Riau terdapat multikolinearitas lokal yang kuat antara variabel variabel x_1, x_4 , dan x_6 dengan nilai VIF > 5. Kondisi ini menunjukkan bahwa matriks desain berada dalam kondisi hampir singular di setiap wilayah sehingga diperlukan metode GWRR untuk mengakomodasi permasalahan multikolinearitas lokal pada model GWR.

3.6 Pemodelan *Geographically Weighted Ridge Regression* (GWRR)

Pemodelan GWRR digunakan berdasarkan hasil multikolinearitas lokal yang kuat pada wilayah pengamatan. Estimasi parameter model GWRR diawali dengan estimasi konstanta *ridge* yang diperoleh nilai eigen dengan *conditional number* dari matriks perkalian $(X^T W(u_i, v_i) X)$ dan dihitung dengan persamaan (11). Berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan perangkat lunak R, diperoleh nilai konstanta *ridge* $\lambda = 0.1082501$. Nilai konstanta *ridge* berlaku untuk seluruh lokasi pengamatan.

Hasil estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan fungsi pembobot *fixed exponential kernel*. Sebagai ilustrasi, estimasi parameter yang diperoleh untuk Provinsi Riau disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Estimasi Parameter GWRR untuk Provinsi Riau

Koefisien	Nilai Estimasi
$\hat{\beta}_0$	47,730
$\hat{\beta}_1$	8,228
$\hat{\beta}_2$	0,4775
$\hat{\beta}_3$	1,3697
$\hat{\beta}_4$	0,0170
$\hat{\beta}_5$	2,4742
$\hat{\beta}_6$	0,2677
$\hat{\beta}_7$	99,5896

Sumber: Data diolah, 2026

Interpretasi model yang diperoleh untuk model GWRR di Provinsi Riau berdasarkan Tabel 4 sebagai berikut:

- Nilai *intercept* sebesar 47,730 mengindikasikan tingkat dasar CNR tuberkulosis di Provinsi Riau ketika seluruh variabel independen bernilai nol. Hal ini mencerminkan bahwa Provinsi Riau telah memiliki beban tuberkulosis yang relatif tinggi sebelum mempertimbangkan variabel independen lainnya.
- Koefisien x_1 sebesar 8,228 menunjukkan bahwa setiap peningkatan x_1 (persentase penduduk) sebanyak satu persen akan meningkatkan CNR tuberkulosis sebesar 8,228 per 100.000 penduduk dengan asumsi variabel independen lain bernilai konstan. Temuan ini sejalan dengan penelitian Rosady et al. (2024) yang menyatakan bahwa kasus tuberkulosis cenderung lebih tinggi di daerah dengan penduduk padat. Penduduk yang padat mengakibatkan tuberkulosis rentan menyebar dari satu orang ke orang lain (Suryani & Ibad, 2022).
- Koefisien x_2 sebesar 0,4775 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu persen pada x_2 (kabupaten/kota yang melaksanakan GERMAS) akan meningkatkan CNR sebesar 0,4775 per 100.000 penduduk, dengan asumsi variabel lain bernilai konstan. Temuan ini sejalan dengan pernyataan Kementerian Kesehatan RI (2017) yang menegaskan bahwa penguatan promotif dan preventif GERMAS tidak hanya berorientasi pada penurunan faktor risiko penyakit, tetapi juga pada peningkatan deteksi dini dan penemuan kasus tuberkulosis. Peningkatan CNR tuberkulosis pada wilayah dengan implementasi GERMAS yang lebih intensif

- dapat disimpulkan sebagai indikator membaiknya kinerja sistem pelaporan.
- d. Koefisien x_4 (jumlah kasus HIV) sebesar 0,0170 menunjukkan pengaruh positif terhadap CNR tuberkulosis ketika variabel independen lainnya bernilai konstan. Temuan ini sejalan dengan penjelasan epidemiologis bahwa HIV merupakan faktor risiko tuberkulosis karena HIV melemahkan sistem kekebalan tubuh, sehingga meningkatkan risiko tuberkulosis pada orang dengan tuberkulosis (NIH, 2025).
 - e. Koefisien x_5 (penduduk miskin) sebesar 2,4742 merupakan salah satu yang terbesar dalam model. Peningkatan 1% penduduk miskin meningkatkan CNR tuberkulosis sebesar 2,4742 per 100.000 penduduk. Temuan ini sejalan dengan teori determinan sosial kesehatan dan penelitian Karima et al. (2021) yang menyatakan bahwa kemiskinan berhubungan dengan kepadatan hunian, kualitas ventilasi yang buruk, dan status gizi yang rendah.
 - f. Koefisien x_6 sebesar 0,2677 menunjukkan bahwa peningkatan jumlah rumah sakit berkontribusi sebesar 0,2677 terhadap CNR tuberkulosis dengan asumsi variabel independen lain bernilai konstan. Peningkatan jumlah fasilitas kesehatan dapat meningkatkan kapasitas deteksi dan pelaporan kasus tuberkulosis (Lin et al., 2010). Oleh karena itu, kenaikan CNR merepresentasikan peningkatan kemampuan sistem kesehatan dalam menemukan kasus tuberkulosis.
 - g. Koefisien x_7 (bayi 0—23 bulan yang mengalami gizi buruk) sebesar 99,5896 menunjukkan bahwa setiap peningkatan x_7 sebanyak satu persen akan meningkatkan CNR tuberkulosis sebesar 99,5896 per 100.000 penduduk dengan asumsi variabel independen lain bernilai konstan. Menurut WHO (2024), malnutrisi dapat menurunkan imun seluler yang berperan penting dalam pengendalian infeksi bakteri penyebab tuberkulosis sehingga hasil ini sejalan dengan berbagai penelitian terkait.

3.7 Evaluasi Kelayakan Model GWRR

Evaluasi kelayakan GWRR dilakukan untuk menilai sejauh mana model mampu merepresentasikan variasi data dan menghasilkan estimasi parameter yang andal

secara spasial. Hasil pemodelan GWRR menunjukkan nilai koefisien determinasi sebesar 0,9780 yang berarti bahwa 97,80% variasi variabel dependen dapat dijelaskan oleh model. Nilai koefisien determinasi yang tinggi ini mengindikasikan bahwa model GWRR memiliki kemampuan yang sangat baik dalam menangkap variasi data. Nilai *root mean squares error* (RMSE) model GWRR sebesar 22,15 yang menunjukkan rata-rata besar kesalahan prediksi model terhadap nilai observasi. Nilai RMSE menunjukkan kemampuan model dalam mendekati nilai aktual. Kombinasi nilai R^2 yang tinggi dan RMSE yang relatif rendah menunjukkan bahwa model GWRR tidak hanya mampu menjelaskan variasi data dalam proporsi yang besar, tetapi juga menghasilkan kesalahan prediksi yang terkendali. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan GWRR efektif dalam menangkap heterogenitas spasial serta mengurangi pengaruh multikolinearitas dalam data.

Pada model GWRR, hasil estimasi menunjukkan bahwa pola variasi tetap bersifat lokal namun dengan rentang yang berbeda dibandingkan GWR. Pada model GWRR, rentang *intercept* menurun signifikan dari 3100,75778 menjadi 65,208372 yang menunjukkan berkurangnya fluktuasi ekstrem antarwilayah. Penyempitan rentang ini menunjukkan bahwa penambahan parameter *ridge* (λ) berhasil menekan variabilitas koefisien yang sebelumnya sangat besar. Selain pada *intercept*, penyempitan rentang juga terlihat pada seluruh variabel independen yang menunjukkan bahwa penambahan konstanta *ridge* berperan dalam meningkatkan stabilitas estimasi parameter pada data yang mengalami multikolinearitas.

3.8 Analisis Sebaran Dominasi Koefisien GWRR

Analisis sebaran spasial dominasi koefisien dilakukan untuk mengidentifikasi variasi spasial dalam pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen berdasarkan hasil GWRR. Menurut Qur'ani et al. (2023), pemodelan GWRR tidak memperkenalkan pengujian signifikansi model GWRR secara simultan maupun secara parsial seperti pada GWR karena adanya bias dalam model.

Dominasi variabel dalam penelitian ini ditentukan berdasarkan nilai mutlak koefisien terbesar pada masing-masing provinsi. Penggunaan nilai mutlak bertujuan untuk

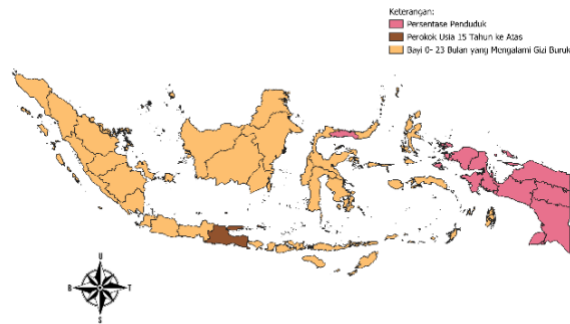
mempbandingkan kekuatan pengaruh antarvariabel tanpa mempertimbangkan arah hubungan, sehingga dapat diidentifikasi variabel yang paling kuat kontribusinya dalam menjelaskan variasi variabel dependen di suatu wilayah.

Pemetaan nilai $\hat{\beta}$ terbesar pengaruhnya terhadap CNR tuberkulosis dapat dilihat secara detail pada Tabel 5 dan Gambar 1 berikut.

Tabel 5. Analisis Dominasi

No	Provinsi	Variabel yang Dominan
1	Gorontalo, Papua Barat, Papua Selatan, Papua Tengah, Papua Pegunungan, Papua Barat Daya	Persentase penduduk
2	Jawa Timur	Persentase penduduk 15 tahun ke atas yang merokok
3	Nanggroe Aceh Darussalam, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Banten, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara	Persentase bayi 0-23 bulan yang mengalami gizi buruk

Sumber: Data diolah, 2026



Gambar 1. Sebaran Dominasi Variabel
Sumber: Data diolah, 2026

Merujuk pada pemetaan dominasi variabel independen pada Gambar 1, diperoleh informasi bahwa estimasi nilai $\hat{\beta}$ untuk bayi 0-23 bulan yang mengalami gizi buruk menjadi faktor yang terbesar pengaruhnya untuk provinsi di Pulau Kalimantan dan Sumatera. Selain itu, faktor penduduk dan perokok usia 15 tahun ke atas juga memiliki $\hat{\beta}$ terbesar pada beberapa provinsi di Indonesia.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Model *Geographically Weighted Ridge Regression* (GWRR) dengan fungsi pembobot *fixed exponential kernel* mampu mengatasi multikolinearitas sekaligus mengakomodasi heterogenitas spasial pada kasus tuberkulosis di Indonesia. Hasil pemodelan menghasilkan 38 model lokal yang menunjukkan bahwa setiap provinsi memiliki parameter estimasi yang berbeda sesuai karakteristik wilayahnya. Sebagai ilustrasi, model GWRR yang terbentuk untuk Provinsi Riau sebagai berikut:

$$\hat{Y}_4 = 47,730 + 8,228X_1 + 0,4775X_2 + 1,369660X_3 + 0,01704X_4 + 2,4742X_5 + 0,267728X_6 + 99,5896X_7$$

Evaluasi model menunjukkan kinerja yang baik dengan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 97,50% dan RMSE sebesar 22,15. Selain itu, parameter GWRR lebih stabil dibandingkan GWR, yang mengindikasikan bahwa penambahan konstanta *ridge* efektif dalam mereduksi dampak multikolinearitas.

Faktor yang berpengaruh dominan dengan *case notification rate* (CNR) tuberkulosis antara lain persentase penduduk memiliki pengaruh yang tidak konsisten antarwilayah, variabel merokok dan gizi buruk yang cenderung

berasosiasi positif terhadap CNR tuberkulosis di sebagian besar provinsi.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi lebih lanjut peran gizi buruk dengan menambahkan variabel lain seperti ketahanan pangan, akses layanan kesehatan, dan distribusi pendapatan. Selain itu, dapat dilakukan perbandingan dengan metode lain dalam menangani multikolinearitas, seperti PCA, untuk mengevaluasi konsistensi hasil.

DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>
- Belsley, D. A., Kuh, E., & Welsch, R. E. (1980). *Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*. John Wiley & Sons.
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3rd ed.).
- Durbin, J., & Watson, G. S. (1951). Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. *Biometrika*, 38(1), 159–177.
- Fadilah, N. (2025). *Pemodelan Geographically Weighted Ridge Regression (GWRR) pada Kasus Tuberculosis (TBC) pada Anak di Sulawesi Selatan*. Universitas Negeri Makassar.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression The Analysis of Spatially Varying Relationships*. John Wiley & Sons Ltd.,
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (5th ed.). The McGraw-Hill Companies.
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970, February). Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*, 12(1), 55–67. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>
- Karima, N. Al, Suyitno, & Hayati, M. N. (2021). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Tuberculosis di Indonesia Menggunakan Model Geographically Weighted Poisson Regression. *Jurnal EKSPONENSIAL*, 12(1), 7–16.
- Kemenkes RI. (2020). *Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran (PNPK) Tata Laksana Tuberculosis*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementerian Kesehatan RI. (2017, April 1). *Terapkan GERMAS dan Pendekatan Keluarga untuk Temukan dan Obati Kasus TB*.
- Kementerian Kesehatan RI. (2025). *Profil Kesehatan Indonesia 2024*. <https://kemkes.go.id/id/profil-kesehatan-indonesia-2024>
- Lin, C.-H., Tsai, C.-H., Liu, C.-E., Huang, M.-L., Chang, S.-C., Wen, J.-H., & Chai, W.-H. (2010). “Cough officer screening” Improves Detection of Pulmonary Tuberculosis in Hospital in-patient. In *BMC Public Health* (Vol. 10). <http://www.biomedcentral.com/1471-2458/10/238>
- Montgomery, D. C., & Peck, E. A. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis, Wiley Series in Probability and Statistics – Applied Probability and Statistics Section*. Wiley.
- National Institutes of Health Office of AIDS Research. (2025, April). *HIV and Opportunistic Infections, Coinfections, and Conditions*. <https://Hivinfo.Nih.Gov/Understanding-Hiv/Fact-Sheets/Print/23>.
- Pasaribu, E., Siregar, H., & Nainggolan, F. (2024). *Pemodelan Data Spasial dan Aplikasinya* (S. Rahardianto, Ed.). PT Penerbit IPB Press.
- Putri, D. R., Fathurahman, M., & Suyitno, S. (2024). Pemodelan Jumlah Kasus Tuberculosis Paru di Indonesia dengan Geographically Weighted Negative Binomial Regression. *EKSPONENSIAL*, 15(1), 49. <https://doi.org/10.30872/eksponensial.v15i1.1303>
- Qur’ani, A. Y., Octavanny, M. A. D., & Widiastuti, R. S. (2023). Estimasi Parameter Model Geographically Weighted Ridge Regression pada Indikator Pengukuran Penanganan Stunting di Indonesia. *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer Dan Science*, 2(8), 2245–2253.

- Rosady, D. S., Zulfa, N. R. A., & Pratama, S. B. (2024). Epidemiologic Spatial Analysis of a Tuberculosis Incidence in Bandung City in 2021. *Global Medical & Health Communication (GMHC)*, 12(1). <https://doi.org/10.29313/gmhc.v12i1.12410>
- Shrestha, N. (2020). Detecting Multicollinearity in Regression Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(2), 39–42. <https://doi.org/10.12691/ajams-8-2-1>
- Suryani, T. F., & Ibad, M. (2022). Analisis Faktor Kepadatan Penduduk, Cakupan Rumah Sehat, dan Sanitasi Rumah Tangga terhadap Kejadian Tuberkulosis Tahun 2018. *SOSAINS : Jurnal Sosial Dan Sains*, 2(10). <http://sosains.greenvest.co.id>
- Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography (Supplement: Proceedings. International Geographical Union. Commission on Quantitative Methods)*, 46, 234–240. <https://doi.org/10.2307/143141>
- Wheeler, D. C. (2006). *Diagnostic Tools and Remedial Methods for Collinearity in Linear Regression Models with Spatially Varying Coefficients*. The Ohio State University.
- Wheeler, D. C. (2007). Diagnostic Tools and A Remedial Method for Collinearity in Geographically Weighted Regression. *Environment and Planning A*, 39(10), 2464–2481. <https://doi.org/10.1068/a38325>
- Wheeler, D. C. (2022). Fits Geographically Weighted Regression Models with Diagnostic Tools. In *Environment and Planning A* (Vol. 41, Number 3, pp. 722–742). CRAN R. <https://doi.org/10.1068/a40256>
- Wheeler, D., & Tiefelsdorf, M. (2005). Multicollinearity and Correlation among Local Regression Coefficients in Geographically Weighted Regression. *Journal of Geographical Systems*, 7(2), 161–187. <https://doi.org/10.1007/s10109-005-0155-6>
- WHO. (2024). *Global Tuberculosis Report 2024*. <https://www.who.int/teams/global-programme-on-tuberculosis-and-lung-health/tb-reports/global-tuberculosis-report-2024>