

# Estimasi Parameter Model *Geographically Weighted Ridge Regression* pada Indikator Pengukuran Penanganan *Stunting* di Indonesia

Anggun Yuliarum Qur'ani<sup>1\*</sup>, Made Ayu Dwi Octavanny<sup>1</sup>, Ratna Sari Widiastuti<sup>1</sup>

<sup>1</sup>FMIPA, Prodi Matematika, Universitas Udayana, Bali, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>[anggunyuliarum@unud.ac.id](mailto:anggunyuliarum@unud.ac.id), <sup>2</sup>[octavanny@unud.ac.id](mailto:octavanny@unud.ac.id), <sup>3</sup>[ratnasariwidiastuti@unud.ac.id](mailto:ratnasariwidiastuti@unud.ac.id)

(\* : coresponding author)

**Abstrak**—Regresi yang diimplementasikan pada data *cross-sectional* dan diboboti oleh titik koordinat ruang geografis biasa disebut dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Ketika permasalahan multikolinieritas lokal terdeteksi pada model GWR, maka *Geographically Weighted Ridge Regression* (GWRR) dapat mencakup adanya permasalahan ini. Salah satu agenda utama pemerintah adalah percepatan penurunan *stunting* pada anak balita. Prevalensi *stunting* balita menunjukkan penurunan antara tahun 2020 hingga tahun 2021. GWRR memberikan performanya dengan sangat baik dalam menangani permasalahan multikolinieritas lokal dengan melihat koefisien determinasi ( $R^2$ ) yang hampir sempurna sebesar 99.99815%. Dari seluruh provinsi di Indonesia, faktor terbesar yang memberikan pengaruhnya terhadap IKPS adalah Penerima KPS/KKS atau Bantuan Pangan, Dimensi Pendidikan, dan Imunisasi.

**Kata Kunci:** GWRR, Dependensi Spasial, Multikolinieritas Lokal, *Stunting*, IKPS

**Abstract**—Regression that is implemented on *cross-sectional* data and weighted by geographic space coordinates is called *Geographically Weighted Regression* (GWR). When local multicollinearity problem is detected in GWR model, *Geographically Weighted Ridge Regression* (GWRR) can include this problem. One of the government's main agendas is to accelerate the reduction of *stunting* in children under five.. The prevalence of *stunting* among children under five shows a decrease between 2020 and 2021. GWRR performs very well in handling local multicollinearity problems by looking at the almost perfect coefficient of determination ( $R^2$ ) of 99.99815%. From all provinces in Indonesia, the biggest factors that influence IKPS are KPS/KKS or Food Aid Recipients, Education Dimension, and Immunization.

**Keywords:** GWRR, Spatial Dependencies, Local Multicollinearity, *Stunting*, IKPS

## 1. PENDAHULUAN

Ketergantungan pengamatan yang dikumpulkan dengan acuan titik atau wilayah dalam ruang geografis biasa disebut dengan dependensi spasial. Dependensi spasial sering muncul pada data *cross-sectional*. Banyak variabel tertentu pada data *cross-sectional* memberikan pengaruh pada variabel lain yang juga dalam bentuk *cross-sectional*. Di sinilah regresi berperan sebagai alat untuk pemecahan masalah secara analitis untuk mencari hubungan antar variabel tersebut.

Analisis regresi yang diimplementasikan pada data *cross-sectional* dan diboboti oleh titik koordinat ruang geografis biasa disebut dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Selain asumsi dependensi spasial, dalam analisis GWR terdapat asumsi yang perlu dipenuhi, yaitu asumsi non-multikolinieritas lokal (Qur'ani, 2014). Ketika asumsi non-multikolinieritas lokal tidak terpenuhi yang artinya terdapat hubungan antar variabel independen pada lokasi tertentu, maka berpengaruh pada ketidaknikan solusi *Weighted Least Square* (WLS) pada lokasi tertentu. Oleh karena itu, salah satu analisis regresi yang mencakup adanya ketidakterpenuhan asumsi ini, yang berarti terdapat multikolinieritas lokal adalah *Geographically Weighted Ridge Regression* (GWRR).

GWRR diterapkan (Alinti, 2023) dalam analisisnya terhadap kejadian Malaria di Indonesia pada tahun 2018 dan menghasilkan nilai RMSE model GWRR lebih kecil dibandingkan RMSE pada GWR. Penelitian tentang faktor pengembangan lahan menggunakan GWRR dilakukan oleh (Pourmohammadi et al., 2021) di negara bagian Virginia Barat, Amerika Serikat. Dalam temuannya menunjukkan bahwa karena adanya peluang pergeseran geografi, akibatnya pola dan proses pengembangan lahan di wilayah yang diteliti menjadi tidak stabil yang mengakibatkan perkembangan lahan terfragmentasi, serta mencegah terbentuknya komunitas yang besar. (Arthayanti et al., 2017) juga menggunakan GWRR dalam analisisnya mengenai Indeks

Pembangunan Manusia (IPM) yang diamati tingkat Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur. Dalam penelitiannya, ia menghasilkan bahwa indikator rata-rata lama sekolah merupakan indikator dominan yang mempengaruhi IPM.

Percepatan penurunan *stunting* pada anak balita merupakan salah satu agenda utama pemerintah. Di tengah upaya menghadapi pandemi yang disebabkan the *Novel Coronavirus Disease* 2019 (COVID-19), pemerintah tetap membuktikan komitmennya untuk mengatasi permasalahan *stunting* di Indonesia (BPS, 2022). (Setyorini & Andriyani, 2023) memberikan pemahaman kepada masyarakat dengan sasaran para ibu di Dusun Rejosari, Desa Jatimulyo Kapanewon Dlingo, Kabupaten Bantul, Yogyakarta sebagai upaya penanganan *stunting* guna mencegah terjadi kejadian tersebut. Hasil kegiatan menunjukkan bahwa pemberian materi efektif dalam meningkatkan pengetahuan para ibu tentang *stunting* dengan melihat nilai skor *post-test* meningkat dari rata-rata skor 60 menjadi rata-rata skor 88,57. Penelitian lain dilakukan oleh (Riznawati, 2023) yang melakukan pemetaan persebaran *stunting* di Kota Jakarta Timur pada tahun 2021 dengan analisis spasial menggunakan metode klasifikasi data dan skoring terhadap jumlah balita *stunting*, serta faktor risikonya menggunakan aplikasi Quantum GIS. Hasil pemetaan menunjukkan bahwa Kecamatan Pasar Rebo, Jatinegara, Cakung, dan Matraman merupakan wilayah prioritas. Selain itu, (Qur'ani, 2023) melakukan pemodelan mengenai penanganan *stunting* menggunakan *Principal Component Regression Analysis* (PCRA). Berdasarkan satu model regresi dari PCRA yang telah terbentuk, dapat diketahui bahwa pengaruh positif faktor terhadap permasalahan penanganan *stunting* di Indonesia pada saat masa pandemi melanda diberikan oleh semua faktor.

Dari latar belakang tersebut, peneliti ingin melakukan estimasi parameter model *Geographically Weighted Ridge Regression* pada indikator pengukuran penanganan *stunting* di Indonesia saat pandemi Covid-19, sehingga dapat diperoleh model regresi yang terindikasi multikolinieritas pada setiap provinsi di Indonesia.

## 2. LANDASAN TEORI

Dependensi spasial mengacu pada tingkat autokorelasi spasial antara nilai-nilai yang diukur secara independen dan diamati dalam ruang geografis (Crawford, 2009). Autokorelasi spasial merupakan istilah yang digunakan untuk menggambarkan adanya variasi spasial yang sistematis dalam sebuah variabel (Haining, 2001). Autokorelasi spasial ini ada ketika pengamatan di satu lokasi memiliki keterikatan dengan pengamatan di satu atau lebih lokasi lainnya, biasanya memiliki keterikatan yang kuat jika secara titik koordinat geografisnya berdekatan. (Salima & Bellefon, 2018) menggunakan statistik Indeks Moran atau Moran's I untuk mengetahui indikasi adanya autokorelasi spasial pada suatu variabel sebagai berikut.

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, i \neq j \quad (2.1)$$

Dengan hipotesis:

$H_0: I = 0$ , artinya tidak terdapat autokorelasi spasial

$H_1: I \neq 0$ , artinya terdapat autokorelasi spasial

Dan  $I$ : indeks Moran;  $n$ : banyaknya pengamatan;  $x_i$ : nilai pengamatan variabel pada lokasi ke- $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $x_j$ : nilai pengamatan variabel pada lokasi ke- $j$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $w_{ij}$ : elemen pada baris ke- $i$  dan kolom ke- $j$  dari matriks pembobot spasial  $\mathbf{W}$  (Qur'ani & Subanar, 2021). Jika  $H_0$  salah, maka statistik uji  $Z(I) = \frac{I - E(I)}{\sqrt{\sigma_{(I)}^2}}$  tolak  $H_0$  yang dibandingkan dengan distribusi Normal untuk

$E(I)$  dan  $\sigma_{(I)}^2$  (Pebesma & Bivand, 2023) yaitu dengan  $Z(I) > Z_{\alpha/2}$ . Sehingga terdapat autokorelasi spasial.

Multikolinieritas merupakan permasalahan yang biasa terjadi di regresi linier berganda ketika asumsi independensi antar variabel prediktor tidak terpenuhi, artinya terdapat korelasi yang tinggi antar variabel prediktor. Analisis regresi yang mempertimbangkan posisi titik koordinat geografis suatu variabel pengamatan juga perlu mengetahui tidak adanya multikolinieritas untuk masing-masing lokasi pengamatan, dan biasa disebut dengan asumsi non-multikolinieritas lokal.

Multikolinieritas lokal mengidentifikasi adanya korelasi antar lokasi dalam suatu model regresi yang mempertimbangkan titik koordinat geografis dimana dapat menyebabkan nilai penduga parameter mempunyai error sangat besar (Qur'ani, 2014).

Korelasi parsial mengukur korelasi antara dua variabel sambil menghilangkan efek dari sejumlah variabel kontrol. (J. E. H. Percival et al., 2022; J. Percival & Tsutsumida, 2017) mengajukan *Geographically Weighted Partial Correlation* (GWPC) untuk menghitung korelasi parsial pada data spasial. GWPC antara dua variabel, katakan  $k_m$  dan  $k_l$  dari himpunan  $K$  dengan jumlah anggota himpunan di  $K$  sebanyak  $m$ , diberikan semua anggota himpunan yang lain, pada suatu lokasi  $(u_i, v_i)$ , dapat dituliskan dengan:

$$\rho_{k_m k_l | K \setminus \{k_m, k_l\}}(u_i, v_i) = -\frac{c_{ml}}{\sqrt{c_{mm}c_{ll}}} \quad (2.2)$$

Dengan  $c$  merupakan invers matriks kovarians GW,  $(\Sigma(u_i, v_i))^{-1}$ . Matriks kovarians GW pada setiap titik pengamatan dapat dicari dengan perhitungan sebagai berikut:

$$\Sigma(u_i, v_i) = P^T W_j P \quad (2.3)$$

Dimana  $\Sigma(u_i, v_i)$  adalah matriks kovariansi lokal pada koordinat  $(u_i, v_i)$ ,  $P$  adalah matriks data  $n$

Baris dengan  $m$  variabel, dan  $W_j$  adalah diagonal matriks pembobot spasial  $w_j(u_i, v_i)$ . Pada penelitian ini digunakan pembobot fungsi kernel *Bisquare* (Qur'ani, 2014) untuk menghitung bobot pada setiap titik  $k$  dari titik pengamatan yang terletak pada  $(u_i, v_i)$  sebagai berikut.

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases} \quad (2.4)$$

Dengan  $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$  merupakan jarak *Euclidean* antara lokasi  $(u_i, v_i)$  ke lokasi  $(u_j, v_j)$ , dan  $h$  merupakan *bandwidth* (parameter penghalus). (Fotheringham et al., 2002) memperoleh *bandwidth* optimum dengan memilih nilai *Cross-Validation* (CV) yang paling kecil sebagai berikut.

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (2.5)$$

Dengan  $i$  merupakan lokasi ke- $i$ ,  $\hat{y}_{\neq i}(h)$  merupakan nilai duga dari model regresi tanpa pengamatan ke- $i$ .

GWRR merupakan pengembangan metode Regresi *Ridge* pada data spasial dengan adanya kasus multikolinieritas lokal antar variabel prediktor. Perbedaan model Regresi *Ridge* dan GWRR adalah terletak pada pembobot lokasi geografis yang ditambahkan pada model GWRR. GWRR mengestimasi parameter lokal dari pengamatan lokasi  $(u_j, v_j)$ , dengan menambahkan pembobot lokasi geografis  $w_j(u_i, v_i)$  yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$w_j(u_i, v_i)Y = w_j(u_i, v_i)(\beta_R(u_i, v_i)X + \varepsilon) \quad (2.6)$$

Dengan estimasi parameter pada model GWRR (Chen et al., 2020) diperoleh dengan meminimalkan nilai  $\hat{\beta}_R(u_i, v_i) = (\hat{\beta}_{R,i0}, \hat{\beta}_{R,i1}, \dots, \hat{\beta}_{R,im})^T$  berikut.

$$\hat{\beta}_R(u_i, v_i) = \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \left( y_j - \beta_{i0} - \sum_{k=1}^m x_{jk} \beta_{ik} \right)^2 + \lambda(u_i, v_i) \sum_{k=1}^m \beta_{ik}^2 \right\} \quad (2.7)$$

Dengan  $\lambda(u_j, v_j)$  merupakan parameter bias *ridge* yang mengontrol banyaknya *shrinkage* pada *slope* lokasi ke- $i$ . Sehingga dengan menggunakan *Weighted Least Square* (WLS) diperoleh vektor  $\hat{\beta}_R(u_i, v_i)$  pada model GWRR berikut.

$$\hat{\beta}_R(u_i, v_i) = (X^T W_j X + \lambda(u_j, v_j) I)^{-1} X^T W_j Y \quad (2.8)$$

Dengan  $I$  merupakan matriks identitas berukuran  $m \times m$ , koefisien bias *ridge*  $\lambda(u_j, v_j) = \frac{(\epsilon_1 - \epsilon_m)}{(c-1)} - \epsilon_m$ , dengan  $\epsilon_1$  merupakan nilai eigen terbesar,  $\epsilon_m$  merupakan nilai eigen terkecil, dan  $c$  didefinisikan dengan *conditional number*  $c = \frac{\epsilon_1}{\epsilon_m}$  (Chen et al., 2020; Fadliana et al., 2019).

Pemodelan GWRR tidak memperkenalkan pengujian signifikansi model GWRR secara simultan maupun pengujian signifikansi parameter model GWRR secara parsial seperti pada Regresi Ridge karena pada Regresi Ridge atau GWRR mengenalkan adanya bias dalam model. (Yoantika & Susiswo, 2021) menggunakan ANOVA untuk pengujian model Regresi Ridge yang dapat menghasilkan nilai MSE dan  $R^2$ . Dengan mengimplementasikan konsep tersebut pada pemodelan GWRR untuk dapat mengetahui seberapa besar kesesuaian model GWRR yang terbentuk dengan melihat koefisien determinasi  $R^2(u_i, v_i)$ . Secara matematis, nilai  $R^2(u_i, v_i)$  diajukan oleh (Fotheringham et al., 2002) dengan menuliskan dalam persamaan berikut.

$$R^2(u_i, v_i) = \frac{ESS_R}{TSS_R} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \bar{y})^2} \quad (2.9)$$

Dengan  $ESS_R$  merupakan *geographically weighted residual sum of squares*,  $TSS_R$  merupakan *geographically weighted total sum of squares*.

Selain itu, dapat dihitung juga nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk mengevaluasi model GWRR yang terbentuk. Nilai RMSE yang diformulasikan (Chai & Draxler, 2014) untuk penelitian ini sebanyak  $n$  lokasi pengamatan adalah sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.10)$$

dengan  $e_i$  merupakan eror lokasi ke- $i$ ;  $y_i$  merupakan data pengamatan variabel dependen pada lokasi ke- $i$ ;  $\hat{y}_i$  merupakan nilai prediksi lokasi ke- $i$ .

### 3. METODE PENELITIAN

Pada metode penelitian ini akan dijelaskan secara rinci jenis data, sumber data, dan prosedur analisis data.

#### 3.1 Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang terdiri dari 17 variabel prediktor ( $X$ ) dan 1 variabel dependen ( $Y$ ) mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Khusus Penanganan *Stunting* (IKPS) pada tahun 2020-2021 pada 34 provinsi di Indonesia dalam persen yang dianalisis menggunakan GWRR. Data diambil dari (BPS, 2022) yang secara detail keterangan penggunaan setiap variabel pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Variabel yang Mempengaruhi IKPS

Variabel	Keterangan
$X_1$	Imunisasi
$X_2$	Penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan
$X_3$	KB modern
$X_4$	ASI eksklusif
$X_5$	MP ASI

Variabel	Keterangan
$X_6$	Air minum layak
$X_7$	Sanitasi layak
$X_8$	Ketidakcukupan konsumsi pangan
$X_9$	PAUD
$X_{10}$	Kepemilikan JKN/Jamkesda
$X_{11}$	Penerima KPS/KKS atau bantuan pangan
$X_{12}$	Dimensi kesehatan
$X_{13}$	Dimensi gizi
$X_{14}$	Dimensi perumahan
$X_{15}$	Dimensi pangan
$X_{16}$	Dimensi pendidikan
$X_{17}$	Dimensi perlindungan sosial
Y	IKPS (Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> )

### 3.2 Prosedur Analisis Data

Berikut prosedur yang perlu dilakukan dalam analisis GWRR.

- Menghitung dan memilih *bandwidth* terbaik menggunakan kriteria CV pada Persamaan (2.5)
- Menghitung pembobot fungsi kernel *Bisquare* menggunakan Persamaan (2.4)
- Menguji adanya kasus multikolinieritas lokal pada model dengan nilai korelasi parsial menggunakan GWPC pada Persamaan (2.2)
- Menguji adanya kasus dependensi spasial menggunakan statistik uji Moran's I pada Persamaan (2.1)
- Mengestimasi nilai  $\hat{\beta}$  untuk setiap variabel prediktor pada 34 provinsi di Indonesia berdasarkan Persamaan (2.8)
- Menghitung nilai  $R^2$  menggunakan Persamaan (2.9)
- Menghitung RMSE menggunakan Persamaan (2.10)
- Pada penelitian ini, analisis menggunakan software R, *package* "spgwr", fungsi "gwr.sel" pada (Bivand, 2023) untuk pemilihan *bandwidth* terbaik; *package* "ape", fungsi "Moran.I" pada (Paradis, 2023) untuk menghitung nilai Moran's I; *package* "GWpcor", fungsi "gwpcor" pada (Tsutsumida, 2021) untuk mengetahui korelasi parsial; *package* "gwr", fungsi "gwr.est" pada (Wheeler, 2022) untuk analisis GWRR.
- Interpretasi hasil dan pembahasan.

## 4. ANALISA DAN PEMBAHASAN

*Bandwidth* terbaik dapat dilihat dari nilai CV terkecil. Nilai CV terkecil dari hasil analisis sebesar 0.1881911 dengan nilai *bandwidth* sebesar 15.5105. Dari *bandwidth* yang diperoleh dapat digunakan untuk menghitung matrik pembobot kernel *Bisquare*.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan pengujian adanya kasus dependensi spasial yang mengacu pada adanya autokorelasi spasial pada setiap variabel penelitian. Asumsi autokorelasi spasial dilihat dari hasil uji Moran's I pada Tabel 2 berikut.

**Tabel 2.** Pengujian Moran's I ( $\alpha = 0,05$ )

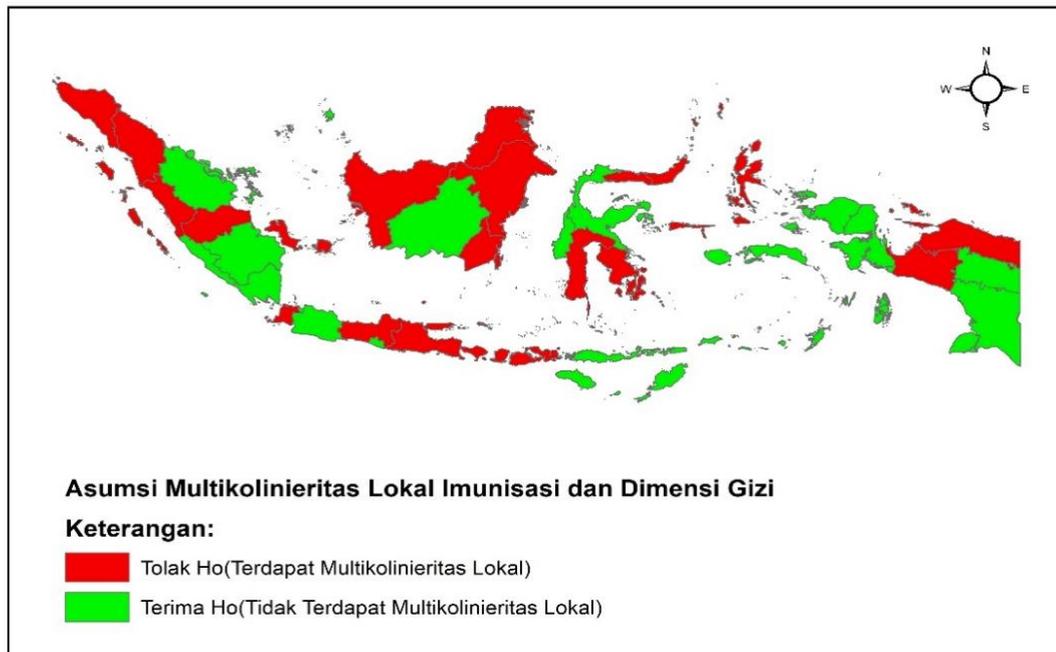
Variabel	I	Nilai p	Keputusan	Interpretasi
Y	0.1052098	0.0003127761		
$X_1$	0.203475	1,85E-04		
$X_2$	0.189184	2,26E-03		
$X_3$	0.3239359	0	Tolak $H_0$	Asumsi Autokorelasi Spasial Terpenuhi
$X_4$	0.08045251	0.003427955		
$X_5$	0.1516133	9,51E-01		
$X_6$	0.1998507	4,13E-04		

Variabel	I	Nilai p	Keputusan	Interpretasi
$X_7$	0.2845873	0		
$X_8$	0.3319945	0		
$X_9$	0.258705	6,66E-10		
$X_{10}$	0.06268963	0.01355299		
$X_{11}$	0.1536619	7,02E-01		
$X_{12}$	0.3320107	0		
$X_{13}$	0.1013208	0.0004214325		
$X_{14}$	0.2775713	0		
$X_{15}$	0.3319945	0		
$X_{16}$	0.258705	6,66E-10		
$X_{17}$	0.0781869	0.003331797		

Sumber: Perhitungan Moran's I menggunakan Software R

Berdasarkan Tabel 2, nilai p untuk setiap variabel penelitian bernilai kurang dari  $\alpha$ , dengan kata lain, semua variabel terindikasi autokorelasi spasial.

Selanjutnya, melakukan pengujian asumsi multikolinieritas lokal pada lokasi penelitian untuk variabel prediktor. Pengujian asumsi multikolinieritas lokal dilihat dari nilai p dari korelasi parsial yang telah dihitung, tidak semua nilai p kurang dari nilai  $\alpha = 0.05$ . Dari hasil pengujian, terdapat beberapa lokasi tidak terindikasi permasalahan multikolinieritas lokal sebagai contoh antara Variabel  $X_1$ (Imunisasi) dengan  $X_{13}$ (Dimensi gizi) yang dapat diperhatikan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Peta Asumsi Multikolinieritas Lokal Berdasarkan Nilai Korelasi Parsial Untuk Variabel  $X_1$ (Imunisasi) dan  $X_{13}$ (Dimensi gizi)

Berdasarkan Gambar 1, kita dapat memperoleh informasi bahwa imunisasi dan dimensi gizi di Provinsi Kalimantan Tengah tidak saling berkorelasi satu sama lain, berbeda dengan Provinsi Bali yang dapat disimpulkan bahwa faktor imunisasi saling berkorelasi dengan faktor dimensi gizi. Dari salah satu contoh informasi yang dapat diambil ini, dapat dinyatakan bahwa terdapat kemungkinan koefisien imunisasi dan dimensi gizi model GWRR pada Provinsi Kalimantan Tengah kurang memberikan informasi yang baik dalam implementasi pada data data penelitian ini. Sebaliknya, koefisien imunisasi dan dimensi gizi pada Provinsi Bali dapat menjadi koefisien acuan model GWRR yang mewakili pengaruh kedua faktor pada IKPS pada Provinsi tersebut.

Dari analisis GWRR diperoleh nilai  $\hat{\beta}$  sehingga terbentuk 34 model GWRR. Semua nilai  $\hat{\beta}$  memberikan pengaruh positif terhadap model GWRR untuk setiap provinsi di Indonesia. Kita mendapatkan model GWRR untuk Provinsi Bali sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{\text{Prov. Bali}} = 4,075514 + 0,045033X_1 + 0,04146X_2 + 0,06584X_3 + 0,05069X_4 + 0,041843X_5 + 0,045479X_6 + 0,0429X_7 + 0,043682X_8 + 0,115454X_9 + 0,053275X_{10} + 0,157356X_{11} + 0,04875X_{12} + 0,05044X_{13} + 0,042365X_{14} + 0,043682X_{15} + 0,115454X_{16} + 0,0796X_{17}$$

Pada model GWRR untuk Provinsi Bali diperoleh informasi bahwa yang paling memberikan pengaruh terbesar terhadap IKPS adalah faktor Penerima KPS/KKS atau Bantuan Pangan. Pemetaan nilai  $\hat{\beta}$  yang paling besar pengaruhnya terhadap IKPS dapat dilihat secara detail pada Gambar 2 berikut.



**Gambar 2.** Peta Estimasi Nilai  $\beta$  Yang Paling Besar Pengaruhnya Terhadap IKPS Pada Model GWRR

Dari Gambar 2 kita mendapatkan informasi bahwa estimasi nilai  $\beta$  untuk faktor Penerima KPS/KKS atau Bantuan Pangan menjadi terbesar pengaruhnya pada seluruh provinsi di Pulau Jawa, Bali, Kalimantan, Papua, dan sebagian provinsi di Pulau Sumatera termasuk sebagian provinsi di Pulau Sulawesi. Pada Provinsi Aceh, nilai  $\hat{\beta}$  yang menjadi faktor terbesar pengaruhnya terhadap model GWRR adalah faktor imunisasi. Dan seluruh provinsi selain yang telah disebutkan, memiliki nilai  $\hat{\beta}$  terbesar pada Dimensi Pendidikan.

Model GWRR yang telah terbentuk memiliki koefisien determinasi ( $R^2$ ) dan RMSE dituliskan pada Tabel 3 berikut.

**Tabel 3.** Nilai RMSE dan  $R^2$  dari model GWRR

Statistik	
RMSE	$R^2$
0.0368471	99.99815%

Sumber: RMSE dan  $R^2$  pada model GWRR menggunakan Software R

Model GWRR yang telah terbentuk memiliki koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 99.99815%, yakni menunjukkan seberapa besar kontribusi variabel prediktor ( $X$ ) dalam model GWRR dalam menjelaskan variasi dari variabel dependen ( $Y$ ). Selain itu, nilai RMSE dari model GWRR yang terbentuk sebesar 0.0368471.

## 5. KESIMPULAN

Permasalahan multikolinieritas lokal pada data spasial dapat ditangani dengan GWRR. GWRR memberikan performanya dengan sangat baik dalam menangani Permasalahan multikolinieritas lokal dengan melihat koefisien determinasi ( $R^2$ ) yang hampir sempurna sebesar 99.99815%.

Dari seluruh provinsi di Indonesia, faktor terbesar yang memberikan pengaruhnya terhadap IKPS adalah Penerima KPS/KKS atau Bantuan Pangan, Dimensi Pendidikan, dan Imunisasi. Model GWRR yang terbentuk dari analisis sebagai contoh untuk Provinsi Bali adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y}_{\text{Prov. Bali}} = 4,075514 + 0,045033X_1 + 0,04146X_2 + 0,06584X_3 + 0,05069X_4 + 0,041843X_5 + 0,045479X_6 + 0,0429X_7 + 0,043682X_8 + 0,115454X_9 + 0,053275X_{10} + 0,157356X_{11} + 0,04875X_{12} + 0,05044X_{13} + 0,042365X_{14} + 0,043682X_{15} + 0,115454X_{16} + 0,0796X_{17}$$

Semua nilai  $\hat{\beta}$  memberikan pengaruh positif terhadap model GWRR untuk setiap provinsi di Indonesia termasuk pada Provinsi Bali. Pada Provinsi Bali, faktor yang paling mempengaruhi adalah faktor Penerima KPS/KKS atau Bantuan Pangan.

## REFERENCES

- Alinti, N. R. (2023). *Pemodelan Geographically Weighted Ridge Regression Pada Kejadian Malaria Di Indonesia Tahun 2018* [Skripsi]. Universitas Tadulako Palu.
- Arthayanti, Y., Srinadi, I. G. A. M., & Gandhiadi, G. K. (2017). Geographically Weighted Ridge Regression dalam Kasus Multikolinieritas Pada Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Matematika*, 7(2), 124. <https://doi.org/10.24843/JMAT.2017.v07.i02.p89>
- Bivand, R. (2023). Geographically Weighted Regression. *CRAN R*.
- BPS. (2022). *Laporan Indeks Khusus Penanganan Stunting Kabupaten/Kota 2020-2021*. Badan Pusat Statistik RI.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>
- Chen, S., Xiong, L., Ma, Q., Kim, J.-S., Chen, J., & Xu, C.-Y. (2020). Improving daily spatial precipitation estimates by merging gauge observation with multiple satellite-based precipitation products based on the geographically weighted ridge regression method. *Journal of Hydrology*, 589, 125156. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125156>
- Crawford, T. W. (2009). Scale Analytical. In *International Encyclopedia of Human Geography* (pp. 29–36). Elsevier.
- Fadliana, A., Pramodyo, H., & Fitriani, R. (2019). Parameter Estimation of Locally Compensated Ridge-Geographically Weighted Regression Model. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 546(5), 052022. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/546/5/052022>
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. John Wiley & Sons.
- Haining, R. P. (2001). Spatial Sampling. *International Encyclopedia of Social & Behavioral Sciences*, 14822–14827.
- Paradis, E. (2023). Analyses of Phylogenetics and Evolution. *CRAN R*.
- Pebesma, E., & Bivand, R. (2023). *Spatial Data Science With Applications in R*. Routledge Taylor & Francis Group.
- Percival, J. E. H., Tsutsumida, N., Murakami, D., Yoshida, T., & Nakaya, T. (2022). Exploratory Spatial Data Analysis with gwpcorMapper: An Interactive Mapping Tool for Geographically

- Weighted Correlation and Partial Correlation. *Journal of Geovisualization and Spatial Analysis*, 6(1), 17. <https://doi.org/10.1007/s41651-022-00111-3>
- Percival, J., & Tsutsumida, N. (2017). Geographically Weighted Partial Correlation for Spatial Analysis. *GI\_Forum*, 1, 36–43. [https://doi.org/10.1553/giscience2017\\_01\\_s36](https://doi.org/10.1553/giscience2017_01_s36)
- Pourmohammadi, P., Strager, M. P., Dougherty, M. J., & Adjeroh, D. A. (2021). Analysis of Land Development Drivers Using Geographically Weighted Ridge Regression. *Remote Sensing*, 13(7), 1307. <https://doi.org/10.3390/rs13071307>
- Qur'ani, A. Y. (2014). *Pemodelan Geographically Weighed Regression Panel (GWRPanel) sebagai Pendekatan Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Menggunakan Fixed Effect Model Time Trend* [Skripsi]. Universitas Brawijaya Malang.
- Qur'ani, A. Y. (2023). Pemodelan Principal Component Regression Analysis dari Faktor Penanganan Stunting saat Pandemi Covid-19 di Indonesia. *Ulil Albab*, 2(8), 3922–3931.
- Qur'ani, A. Y., & Subanar. (2021). A Spatial Nonhomogeneous Poisson Process Model Using Bayesian Approach on a Space-Time Geostatistical Data. *African Journal of Mathematics and Statistics Studies*, 4(3), 186–198. <https://doi.org/10.52589/AJMSS-C4L7KHUC>
- Riznawati, A. (2023). Wilayah Prioritas Penanganan Stunting di Jakarta Timur Tahun 2021. *Jurnal Penelitian Kesehatan Suara Forikes*, 14(1), 123–128.
- Salima, B. A., & Bellefon, M.-P. D. (2018). 3. Spatial Autocorrelation Indices. In *Handbook of Spatial Analysis Theory and Application with R* (pp. 51–70). INSEE.
- Setyorini, R. H., & Andriyani, A. (2023). Peningkatan Pengetahuan Tentang Stunting Sebagai Upaya Pencegahan Terjadinya Stunting. *JURNAL PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT*, 3(2), 61–68.
- Tsutsumida, N. (2021). Geographically Weighted Partial Correlation Coefficient. *CRAN R*.
- Wheeler, D. (2022). Fits Geographically Weighted Regression Models with Diagnostic Tools. *CRAN R*.
- Yoantika, A. F. & Susiswo. (2021). Comparing the Principal Regression Analysis Method with Ridge Regression Analysis in Overcoming Multicollinearity on Human Development Index (HDI) Data in Regency/City of East Java in 2018. *Journal of Physics: Conference Series*, 1872(1), 012024. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1872/1/012024>