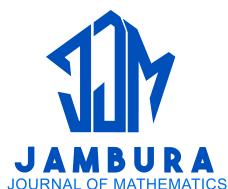


# Pemodelan Faktor Risiko Stunting Berbasis Titik Menggunakan *Geographically Weighted Logistic Regression* di Kabupaten Bone Bolango

Ingka Rizkyani Akolo, Fatimah Djafar, dan Maya Paembonan



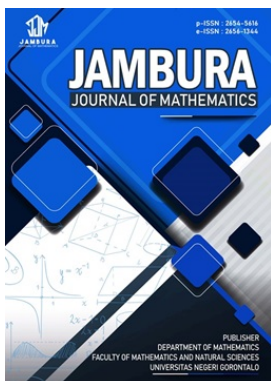
Volume 8, Issue 1, Pages 101–110, February 2026

Diterima 5 Desember 2025, Direvisi 16 Februari 2026, Disetujui 22 Februari 2026, Diterbitkan 24 Februari 2026

To Cite this Article : I. R. Akolo, F. Djafar, dan M. Paembonan, "Pemodelan Faktor Risiko Stunting Berbasis Titik Menggunakan *Geographically Weighted Logistic Regression* di Kabupaten Bone Bolango ", *Jambura J. Math*, vol. 8, no. 1, pp. 101–110, 2026, <https://doi.org/10.37905/jjom.v8i1.35871>

© 2026 by author(s)

## JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF MATHEMATICS

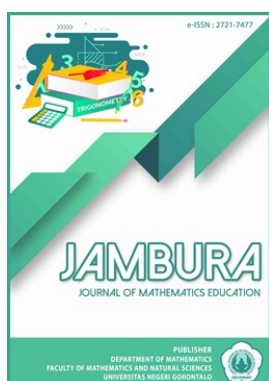


Homepage	:	<a href="http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/index">http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/index</a>
Journal Abbreviation	:	Jambura J. Math.
Frequency	:	Biannual (February and August)
Publication Language	:	English (preferable), Indonesia
DOI	:	<a href="https://doi.org/10.37905/jjom">https://doi.org/10.37905/jjom</a>
Online ISSN	:	2656-1344
Editor-in-Chief	:	Hasan S. Panigoro
Publisher	:	Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
Country	:	Indonesia
OAI Address	:	<a href="http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/oai">http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/oai</a>
Google Scholar ID	:	iWLjgaUAAAAJ
Email	:	<a href="mailto:info.jjom@ung.ac.id">info.jjom@ung.ac.id</a>

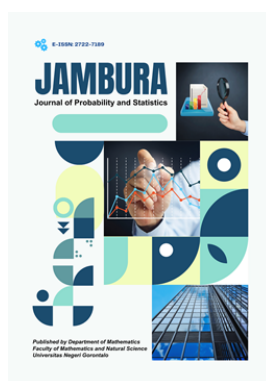
## JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



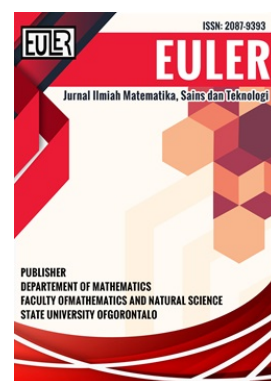
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

# Pemodelan Faktor Risiko Stunting Berbasis Titik Menggunakan *Geographically Weighted Logistic Regression* di Kabupaten Bone Bolango

Ingka Rizkyani Akolo<sup>1</sup>, Fatimah Djafar<sup>1,\*</sup>, Maya Paembonan<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Pendidikan Matematika, IAIN Sultan Amai Gorontalo, Gorontalo 96181, Indonesia

<sup>2</sup>Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Kabupaten Manokwari, Manokwari 98311, Indonesia

## ARTICLE HISTORY

Diterima 5 Desember 2025  
Direvisi 16 Februari 2026  
Disetujui 22 Februari 2026  
Diterbitkan 24 Februari 2026

## KATA KUNCI

Stunting  
GWL  
Variasi spasial  
ASI eksklusif

## KEYWORDS

Stunting  
GWL  
Spatial variation  
Exclusive breastfeeding

**ABSTRAK.** Stunting masih menjadi isu penting kesehatan masyarakat di Indonesia, termasuk di Kabupaten Bone Bolango yang mencatat prevalensi tinggi pada tahun 2023. Variasi kondisi sosial, ekonomi, dan lingkungan antar lokasi pengamatan menunjukkan perlunya analisis yang mempertimbangkan perbedaan spasial antar lokasi. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi variasi spasial pengaruh faktor risiko stunting yang signifikan menggunakan metode *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWL). Data diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Bone Bolango tahun 2019. Variabel bebas meliputi imunisasi dasar lengkap ( $X_1$ ), persentase bayi dengan berat lahir rendah ( $X_2$ ), dan persentase ASI eksklusif ( $X_3$ ), dengan variabel respon berupa kategori prevalensi stunting tinggi ( $=1$ ) dan rendah ( $=0$ ). Analisis mencakup uji multikolinearitas, uji heterogenitas spasial Breusch–Pagan, pemilihan bandwidth melalui Cross Validation, pembentukan matriks pembobot kernel adaptive Gaussian, dan estimasi parameter menggunakan MLE–Newton Raphson. Hasil uji multikolinearitas menunjukkan seluruh variabel tidak mengalami kolinearitas ( $VIF < 10$ ). Uji Breusch–Pagan menunjukkan adanya heterogenitas spasial ( $p < 0,10$ ) sehingga GWL tepat diterapkan. Hasil menunjukkan bahwa variabel persentase ASI eksklusif signifikan pada lokasi Bone Raya, Bulawa, Bone, Bone Pantai, dan Kabila Bone, sedangkan imunisasi dasar lengkap dan persentase bayi dengan berat lahir rendah tidak signifikan. Temuan ini menunjukkan bahwa variabel ASI eksklusif merupakan faktor yang menunjukkan variasi spasial signifikan terhadap kejadian stunting, sehingga intervensi penanggulangan stunting perlu dirancang secara spesifik berbasis titik lokasi dengan mempertimbangkan karakteristik lokal masing-masing titik lokasi pengamatan.

**ABSTRACT.** Stunting remains a major public health issue in Indonesia, including in Kabupaten Bone Bolango, which recorded a high prevalence in 2023. Variations in social, economic, and environmental conditions across observation locations indicate the need for analyses that account for spatial differences between areas. This study aims to identify the spatial variation in the effects of significant stunting risk factors using the *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWL) method. The data were obtained from the Health Office of Kabupaten Bone Bolango in 2019. The independent variables included complete basic immunization ( $X_1$ ), the percentage of low-birth-weight infants ( $X_2$ ), and the percentage of exclusive breastfeeding ( $X_3$ ), with the response variable defined as high stunting prevalence (1) and low stunting prevalence (0). The analysis comprised multicollinearity testing, the Breusch–Pagan spatial heterogeneity test, bandwidth selection using Cross-Validation, construction of an adaptive Gaussian kernel weighting matrix, and parameter estimation via maximum likelihood with the Newton–Raphson method. The multicollinearity test indicated that all variables were free from collinearity ( $VIF < 10$ ). The Breusch–Pagan test revealed the presence of spatial heterogeneity ( $p < 0.10$ ), confirming the appropriateness of the GWL model. The results showed that the percentage of exclusive breastfeeding was significantly higher in Bone Raya, Bulawa, Bone, Bone Pantai, and Kabila Bone, whereas complete basic immunization and the percentage of low-birth-weight infants were not significantly different. These findings indicate that exclusive breastfeeding is a risk factor for stunting, with significant spatial variation, suggesting that stunting intervention strategies should be designed on a point-by-point, location-specific basis, taking into account the local characteristics of each observation point.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. **Editorial of JJoM:** Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

## 1. Pendahuluan

Stunting merupakan salah satu permasalahan kesehatan masyarakat yang masih menjadi tantangan utama di Indonesia, terutama di wilayah dengan karakteristik sosial-ekonomi dan lingkungan yang beragam. Berdasarkan data Survey Kesehat-

an Indonesia tahun 2023 diketahui bahwa prevalensi stunting di Kabupaten Bone Bolango, Gorontalo mencapai 27,10% melebihi rata-rata nasional (21,50%), dan melebihi ambang batas WHO sebesar 20% [1, 2]. Meskipun angka prevalensi stunting ini turun di angka 23% pada tahun 2024, namun angka ini masih cukup tinggi jika dibandingkan dengan rata-rata nasional yaitu 19,80%. Kondisi ini menunjukkan bahwa stunting masih menjadi masalah kese-

\*Penulis Korespondensi.

hatan yang mendesak. Selain itu, penurunan prevalensi stunting secara nasional belum mampu mengurangi disparitas antardae-rah. Oleh karena itu, diperlukan analisis yang lebih mendalam sehingga intervensinya bisa lebih tepat sasaran.

Penelitian stunting di Kabupaten Bone Bolango sudah dilakukan oleh beberapa peneliti, yakni Zubedi, et al. [3] yang memodelkan kasus stunting menggunakan *Generalized Poisson Regression* dan menemukan bahwa jumlah penduduk miskin dan persentase ASI eksklusif berpengaruh signifikan terhadap kejadian stunting. Selain itu, Rahim & Amma [4] menganalisis faktor risiko stunting di Lokasi Bulango Ulu menggunakan analisis *Chi-Square* yang menunjukkan bahwa ada hubungan antara variabel karakteristik ibu dan anak dengan kejadian stunting. Namun demikian, pendekatan yang digunakan dalam penelitian-penelitian tersebut masih bersifat global, yaitu mengasumsikan bahwa pengaruh setiap faktor risiko berlaku sama di seluruh wilayah pengamatan. Dalam praktiknya, asumsi ini belum tentu sesuai dengan kondisi lapangan. Perbedaan sosial-ekonomi, akses layanan kesehatan, serta karakteristik lingkungan antar lokasi dapat menyebabkan variasi pengaruh yang tidak seragam. Jika variasi spasial semacam ini diabaikan, maka estimasi yang dihasilkan model global berpotensi kurang akurat, bahkan bias, karena tidak menangkap perbedaan lokal yang sebenarnya terjadi. Hal ini sesuai dengan yang ditemukan oleh Akolo [5] yang menunjukkan adanya indikasi heterogenitas spasial dalam distribusi dan faktor risiko stunting di Kabupaten Bone Bolango. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa pendekatan pemodelan lokal diperlukan untuk menangkap variasi spasial secara akurat.

*Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) adalah salah satu pendekatan yang memungkinkan analisis variasi spasial secara lokal. Metode ini merupakan perluasan regresi logistik konvensional, di mana informasi lokasi dimasukkan dan variabel respon diasumsikan mengikuti distribusi Bernoulli [6]. Metode ini memungkinkan koefisien variabel risiko berbeda per lokasi, menangkap heterogenitas spasial, dan memetakan wilayah dengan dampak risiko paling besar secara lokal. Pendekatan spasial semacam ini akan memungkinkan identifikasi “wilayah prioritas” untuk intervensi, dimana ini akan lebih efisien dalam penanganan stunting jika dibandingkan menggunakan strategi seragam di seluruh wilayah.

Pendekatan serupa telah berhasil digunakan pada penelitian terkait determinan ketahanan pangan (*food security*) di Indonesia untuk memetakan status pangan secara spasial [7]. Selain itu, metode GWLR juga telah digunakan pada kasus stunting di Lombok Timur dan terbukti mampu mengungkap variasi lokal yang tidak terdeteksi oleh analisis global [6]. Ada juga penelitian Alam, et.al [8] yang menggunakan GWLR untuk menentukan variabel yang mempengaruhi penetapan wilayah prioritas stunting di Indonesia.

Pendekatan serupa telah berhasil digunakan pada penelitian terkait determinan ketahanan pangan (*food security*) di Indonesia untuk memetakan status pangan secara spasial [7]. Selain itu, metode GWLR telah diterapkan pada kasus stunting di Lombok Timur dan terbukti mampu mengungkap variasi lokal yang tidak terdeteksi oleh analisis global [6]. Penelitian Alam, et.al [8] juga menggunakan GWLR untuk menentukan variabel yang mempengaruhi penetapan wilayah prioritas stunting di Indonesia. Lebih lanjut, Ndangi, et al. [9] membandingkan analisis disk-

riminan dan regresi logistik multinomial untuk pengklasifikasian siswa, menunjukkan bahwa regresi logistik merupakan metode klasifikasi yang fleksibel dan efektif karena tidak terlalu bergantung pada asumsi yang ketat. Temuan ini memberikan dasar metodologis yang relevan bagi penerapan regresi logistik, dan oleh karena GWLR merupakan perluasan lokal dari regresi logistik, penelitian tersebut mendukung penggunaan GWLR dalam konteks pemetaan faktor risiko kesehatan yang memperhitungkan variasi spasial.

Dalam konteks ini, meskipun banyak literatur tentang faktor risiko stunting, studi yang menerapkan GWLR pada skala kabupaten di Indonesia, khususnya di Kabupaten Bone Bolango, Provinsi Gorontalo, masih sangat terbatas. Beberapa penelitian terkait analisis spasial di wilayah ini, antara lain Akolo [5] dan Mahading, et al. [10] yang menggunakan model *Spatial Autoregressive* (SAR) untuk menganalisis kerawanan penyakit di Gorontalo, serta Hasiru, et.al [11] yang menggunakan model Spasial Durbin untuk analisis penyebaran stunting di Gorontalo. Namun, penelitian-penelitian tersebut hanya fokus pada estimasi faktor risiko secara umum dan tidak secara rinci menunjukkan faktor mana yang signifikan di masing-masing lokasi. Kondisi ini menunjukkan adanya gap penelitian dan kebutuhan untuk analisis spasial lokal serta pemetaan variasi risiko yang kontekstual. Pendekatan regresi logistik, yang fleksibel dan efektif untuk klasifikasi variabel respon, menjadi dasar metodologis bagi GWLR, karena GWLR merupakan perluasan lokal dari regresi logistik yang memperhitungkan heterogenitas spasial. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi baru baik secara metodologis maupun praktis.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi variasi spasial pengaruh faktor risiko stunting yang signifikan menggunakan metode *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR), sekaligus menentukan wilayah-wilayah yang menunjukkan pengaruh signifikan dari faktor tersebut sebagai dasar penyusunan rekomendasi intervensi berbasis lokasi. Dengan demikian, hasil penelitian diharapkan dapat mendukung kebijakan lokal yang lebih efektif dalam menurunkan angka stunting sesuai karakteristik tiap wilayah.

## 2. Metode

### 2.1. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapatkan dari dinas kesehatan kabupaten Bone Bolango tahun 2019. Prevalensi stunting dijadikan variabel respon dengan kategori tinggi (= 1) dan rendah (=0), menggunakan median sebagai *cut-off* [12, 13]. Variabel prediktor yang digunakan adalah imunisasi dasar lengkap (X1), persentase berat bayi lahir rendah (X2) dan persentase ASI eksklusif (X3).

Untuk keperluan analisis *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR), data wilayah lokasi yang awalnya berbentuk poligon diubah menjadi titik dengan menggunakan *geometric centroid* sebagai representasi setiap titik lokasi. Koordinat lintang–bujur centroid tersebut kemudian digunakan untuk menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi, yang menjadi dasar pembentukan matriks pembobot kernel Gaussian. Pendekatan ini memungkinkan model menangkap variasi pengaruh faktor risiko stunting secara lokal, sesuai karakteristik tiap wilayah.

## 2.2. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini merujuk pada [6] dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Eksplorasi data penelitian untuk masing-masing variabel.
2. Melakukan uji multikolinieritas menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF).
3. Melakukan pengujian heterogenitas spasial menggunakan uji *Breusch-Pagan*.
4. Menghitung jarak *Euclidean* untuk setiap lokasi berdasarkan koordinat lintang dan bujur.
5. Menentukan *bandwidth* optimum menggunakan *Cross Validation* (CV).
6. Menghitung matriks bobot spasial untuk fungsi *kernel adaptive Gaussian*.
7. Melakukan estimasi parameter model GWLR menggunakan metode *MLE* dan iterasi *Newton-Raphson*.
8. Melakukan pengujian signifikansi parameter model simultan dan parsial.
9. Membentuk model GWLR dan interpretasi.
10. Melakukan pemetaan untuk mendapatkan pengelompokan faktor yang signifikan untuk setiap daerah.
11. Interpretasi hasil pemetaan.

## 2.3. Uji Multikolinieritas

Multikolinieritas terjadi ketika terdapat korelasi yang tinggi antar variabel bebas, sehingga dapat menyebabkan estimasi parameter pada model regresi menjadi bias. Untuk mendeteksi kondisi ini, digunakan uji *Variance Inflation Factor* (VIF). Nilai VIF yang melebihi 10 menunjukkan adanya multikolinieritas pada data. Rumus VIF disajikan pada persamaan pers. (1).

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad (1)$$

dimana  $k$  adalah banyaknya variabel bebas, dan  $R_j^2$  merupakan koefisien determinasi antara variabel bebas ke- $j$  dengan variabel bebas lainnya [14].

## 2.4. Uji Heterogenitas Spasial

Uji heterogenitas spasial dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat variasi keragaman antar lokasi pada data pengamatan. Keberadaan heterogenitas spasial menjadi prasyarat penting sebelum menerapkan model *GWLR*, karena model ini hanya relevan digunakan ketika hubungan antara variabel tidak bersifat homogen di seluruh lokasi [15]. Dengan demikian, apabila data terbukti mengandung heterogenitas spasial, analisis dapat dilanjutkan menggunakan model *GWLR*.

Pada penelitian ini, pengujian heterogenitas spasial dilakukan menggunakan uji *Breusch-Pagan*, dengan hipotesis sebagai berikut:

- $H_0$ : hubungan variabel bersifat homogen di seluruh lokasi,
  - $H_1$ : minimal ada satu lokasi dengan variasi berbeda,
- dengan statistik uji [15] diberikan oleh persamaan:

$$BP = Z^T Z. \quad (2)$$

$Z$  merupakan matriks  $n \times k$  yang berisi variabel bebas yang telah distandarisasi. Keputusan uji adalah menolak  $H_0$  jika  $BP > \chi_{k,1-\alpha}^2$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ , dengan  $k$  menunjukkan jumlah variabel bebas dalam model.

## 2.5. Model GWLR

*Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)* merupakan pengembangan dari model regresi logistik yang memasukkan faktor spasial atau lokasi di dalam analisisnya [8]. Adapun model *GWLR* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \pi_i &= P(y_i = 1 | x_i) \\ &= \frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^K \beta_k(u_i, v_i)x_{ik})}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^K \beta_k(u_i, v_i)x_{ik})}, \end{aligned} \quad (3)$$

Jika ditransformasi ke dalam bentuk logaritma natural, pers. (3) menjadi:

$$\text{logit}(\pi_i) = \ln \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^K \beta_k(u_i, v_i)x_{ik}, \quad (4)$$

dimana  $\pi_i$  adalah peluang dari variabel respon ( $y_i = 1$ ) pada nilai  $x_i$  di lokasi ke- $i$ ,  $\beta_k(u_i, v_i)$  merupakan koefisien dari variabel ke- $k$  pada lokasi  $(u_i, v_i)$ .  $u_i$  dan  $v_i$  menunjukkan nilai garis lintang dan garis bujur pada lokasi ke- $i$ .

Untuk estimasi parameter model *GWLR*, digunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)*, dengan fungsi likelihood sebagai berikut [6]:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}. \quad (5)$$

Fungsi *log-likelihood* dapat dituliskan sebagai:

$$\ell(\beta) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln \pi_i + (1 - y_i) \ln(1 - \pi_i)] \quad (6)$$

Turunan pertama dari pers. (6) adalah:

$$\frac{\partial \ell(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n (y_i - \pi_i)x_i, \quad (7)$$

sedangkan turunan kedua adalah:

$$\frac{\partial^2 \ell(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} = - \sum_{i=1}^n \pi_i(1 - \pi_i)x_i x_i^T. \quad (8)$$

Oleh karena pers. (8) bersifat implisit, parameter diestimasi dengan iterasi *Newton-Raphson*. Persamaan *Newton-Raphson* adalah sebagai berikut:

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} - \left[ \frac{\partial^2 \ell(\beta^{(t)})}{\partial \beta \partial \beta^T} \right]^{-1} \frac{\partial \ell(\beta^{(t)})}{\partial \beta}. \quad (9)$$

Tahap selanjutnya adalah uji parameter model *GWLR*, terdiri atas dua uji, yakni uji simultan dan uji parsial. Uji simultan digunakan untuk menentukan apakah semua variabel bebas secara simultan memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon [16]. Hipotesisnya disajikan sebagai berikut:

- $H_0$ : semua  $\beta_k = 0$
- $H_1$ : minimal salah satu  $\beta_k \neq 0$



### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Eksplorasi Data Stunting

Sebagai langkah awal dalam analisis spasial, peneliti perlu menggambarkan kondisi geografis dan distribusi kasus stunting untuk melihat adanya pola data antar lokasi. Informasi ini penting untuk mengetahui apakah terdapat kecenderungan spasial yang dapat memengaruhi pemilihan model dan interpretasi hasil. **Gambar 1** menampilkan peta sebaran stunting di Kabupaten Bone Bolango tahun 2019.

Peta pada **Gambar 1** menampilkan distribusi spasial status stunting di Kabupaten Bone Bolango tahun 2019 yang direpresentasikan dalam bentuk titik centroid pada setiap unit lokasi pengamatan. Setiap titik menunjukkan koordinat geografis (lintang dan bujur) yang digunakan sebagai lokasi observasi dalam analisis. Status stunting diklasifikasikan menjadi dua kategori, yaitu rendah (warna hijau) dan tinggi (warna merah). Klasifikasi ini didasarkan pada nilai median jumlah kejadian stunting yakni 61 kasus [12]. Wilayah dikategorikan stunting tinggi jika jumlah kasus stunting lebih dari 61 kejadian, sedangkan stunting dengan status rendah jika kasus kurang dari atau sama dengan 61 kejadian. Pola sebaran yang tergambar menunjukkan adanya perbedaan kondisi antar lokasi yang cukup mencolok, menandakan potensi heterogenitas spasial pada faktor risiko yang memengaruhi stunting di kabupaten ini.

Sebaran titik memperlihatkan bahwa lokasi dengan status stunting tinggi cenderung terkonsentrasi di bagian barat dan sebagian utara Kabupaten Bone Bolango, seperti Bolango Ulu, Tapa, Kabila, Suwawa, Suwawa Selatan, serta muncul di titik di bagian tenggara, yakni Bone. Sementara itu, sejumlah titik di bagian tengah dan timur Suwawa Timur, Suwawa Tengah, Pinogu, Bone-pantai, serta beberapa titik di bagian selatan seperti Botupingge dan Bulango Selatan menunjukkan kategori rendah.

Pola persebaran yang tidak merata ini memperkuat dugaan bahwa stunting di Kabupaten Bone Bolango tidak terjadi secara homogen, melainkan dipengaruhi oleh kondisi lokal tiap titik lokasi. Hal ini sesuai dengan prinsip *spatial epidemiology* bahwa faktor risiko kesehatan masyarakat sering kali bersifat kontekstual dan dipengaruhi oleh karakteristik wilayah.

Temuan visual ini memberikan gambaran awal mengenai perbedaan kondisi antar titik lokasi di Kabupaten Bone Bolango. Untuk memastikan bahwa perbedaan tersebut mengandung unsur spasial secara statistik, maka analisis dilanjutkan dengan pengujian asumsi multikolinearitas dan uji heterogenitas spasial sebagai dasar penerapan metode analisis *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR).

#### 3.2. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas dilakukan sebagai tahap awal sebelum penerapan analisis *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). Langkah ini penting untuk memastikan bahwa antar variabel bebas tidak terdapat hubungan korelatif yang dapat menyebabkan estimasi model menjadi bias atau kurang reliabel. Pengujian multikolinearitas dilakukan menggunakan perangkat lunak R versi 4.4.1, dan hasilnya disajikan pada **Tabel 1**.

Berdasarkan hasil pada **Tabel 1**, nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk seluruh variabel bebas berada pada rentang 1,056 hingga 1,176. Nilai ini jauh di bawah batas umum  $VIF < 10$ , bahkan berada pada kategori sangat rendah ( $< 2$ ). Hal ini menun-

**Tabel 1.** Hasil uji multikolinearitas

Variabel	VIF
X1	1,176
X2	1,056
X3	1,119

jukkan bahwa tidak terdapat korelasi antar variabel bebas dalam model, sehingga gejala multikolinearitas dapat disimpulkan tidak terjadi. Dengan demikian, seluruh variabel layak digunakan dalam pemodelan GWLR.

Temuan nilai VIF yang rendah dalam penelitian ini sejalan dengan penelitian Hastuti, et al. [6] serta Solekhah & Qudratullah [15] yang menemukan nilai VIF rendah dalam penelitian stunting. Hasil VIF yang rendah ini menunjukkan bahwa setiap variabel bebas membawa informasi yang berbeda tanpa saling tumpang tindih. Dalam model spasial seperti GWLR, kondisi ini sangat krusial. Adanya multikolinearitas pada data dapat membuat estimasi koefisien menjadi tidak stabil, menghasilkan nilai ekstrem, dan memperbesar varians parameter sehingga interpretasi menjadi bias. Pentingnya mengendalikan multikolinearitas juga ditegaskan dalam penelitian Turkan [21] yang mengungkap bahwa multikolinearitas merupakan salah satu faktor utama yang dapat melemahkan kestabilan estimasi koefisien, terutama ketika digunakan pada model regresi yang melibatkan bobot spasial. Oleh karena itu, nilai VIF yang sangat rendah memberikan dasar yang kuat untuk melanjutkan ke tahap pemodelan GWLR.

#### 3.3. Uji Heterogenitas Spasial

Setelah dilakukan uji multikolinearitas, selanjutnya dilakukan pengujian heterogenitas spasial untuk memastikan apakah data yang digunakan benar-benar menunjukkan adanya perbedaan pola antar lokasi. Heterogenitas spasial merupakan kondisi ketika hubungan antara variabel bebas dan variabel respon ternyata tidak seragam di setiap lokasi. Jika perbedaan tersebut memang ada, maka model global seperti regresi logistik konvensional menjadi kurang tepat, karena model ini mengasumsikan bahwa seluruh lokasi memiliki karakteristik yang sama. Karena itu, pengujian awal heterogenitas menjadi langkah kunci untuk menentukan apakah analisis perlu diarahkan ke model yang lebih adaptif terhadap variasi lokal.

Pada penelitian ini, pengujian dilakukan menggunakan *studentized Breusch-Pagan test* pada model regresi global. Hasil uji menunjukkan nilai BP sebesar 6.5685 dengan  $df = 3$  dan p-value 0.087. Dengan tingkat signifikansi 10%, p-value tersebut berada di bawah ambang batas sehingga hipotesis nol *homoskedastisitas* ditolak. Artinya, terdapat indikasi kuat bahwa varians error tidak bersifat konstan dan hubungan antarvariabel kemungkinan berubah menurut lokasi.

Temuan ini menegaskan bahwa data memang mengandung heterogenitas spasial, sehingga penggunaan model global tidak lagi memadai. Dalam kondisi seperti ini, pendekatan spasial seperti GWLR menjadi jauh lebih relevan karena mampu menangkap variasi antar lokasi secara lebih rinci, menghasilkan estimasi yang lebih stabil, serta memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai dinamika spasial yang terjadi. Hasil ini juga sejalan dengan temuan Hastuti, et al. [6] serta Solekhah & Qudratullah [15], yang menunjukkan bahwa fenomena stunting di

berbagai daerah di Indonesia memiliki pola heterogenitas spasial yang cukup kuat, sehingga pemodelan lokal menjadi kebutuhan metodologis yang penting.

### 3.4. Menentukan Jarak Euclidean, Bandwidth Optimum dan Matriks Pembobot Spasial

Bagian ini membahas langkah-langkah penting yang perlu dilakukan sebelum melakukan estimasi model *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). Tahapan ini meliputi penentuan jarak Euclidean antar lokasi, pemilihan bandwidth yang paling tepat, dan penyusunan matriks pembobot spasial. Ketiga langkah ini sangat krusial karena menentukan seberapa besar pengaruh setiap lokasi terhadap analisis.

Jarak Euclidean dihitung menggunakan pers. (14). Jarak ini digunakan untuk mengukur kedekatan antar koordinat titik pengamatan dan memudahkan identifikasi tetangga terdekat untuk masing-masing titik lokasi. Informasi jarak ini kemudian menjadi landasan dalam menghitung tingkat ketergantungan spasial pada model [17]. Jarak Euclidean disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Jarak Euclidean masing-masing lokasi (dalam km)

	Bone Raya	Bulawa	...	Bulango Utara
Bone Raya	0,000	0,059	...	0,440
Bulawa	0,059	0,000	...	0,395
...	...	...	...	...
Bulango Utara	0,440	0,395	...	0,000

Langkah selanjutnya adalah menentukan bandwidth optimum pada fungsi pembobot *kernel adaptive gaussian* menggunakan nilai *Cross Validation* (CV) pada pers. (14). Fungsi pembobot adaptif ini memungkinkan bandwidth untuk menyesuaikan dengan tingkat kepadatan observasi pada masing-masing titik lokasi, sehingga fleksibilitas ini membuat model mampu mengakomodasi perbedaan distribusi data yang ada. Melalui proses analisis menggunakan perangkat lunak R versi 4.4.1, diperoleh nilai bandwidth optimal untuk *kernel adaptive gaussian* sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Bandwidth *adaptive gaussian*

Lokasi	Bandwidth (km)
Bone Raya	0,296
Bulawa	0,241
...	...
Bulango Utara	0,227

Perbedaan nilai bandwidth seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3 mengindikasikan bahwa ada variasi pola spasial dan tingkat kepadatan data antar lokasi. Pada titik lokasi yang memiliki pengelompokan spasial, nilai bandwidthnya cenderung lebih kecil sehingga memungkinkan model mendeteksi variasi lokal yang lebih detail. Hal ini sesuai dengan penelitian Ulhaq, et al. [17] dan Hastuti, et al. [6] yang menemukan bahwa fungsi *kernel adaptive* mampu menyesuaikan bobot berdasarkan keragaman spasial yang ada pada data. Dengan demikian, matriks bobot dalam GWLR tidak hanya mempertimbangkan jarak antar lokasi, tetapi juga memperhitungkan aspek variasi lokal, sehingga hasilnya lebih akurat dalam memetakan faktor risiko stunting.

Tahap selanjutnya adalah membentuk matriks pembobot

spasial. Matriks ini merepresentasikan bagaimana pengaruh spasial semakin berkurang ketika jarak semakin besar. Hal ini berarti bahwa lokasi yang lebih dekat memberikan kontribusi lebih besar terhadap estimasi parameter lokal dibandingkan lokasi yang jaraknya jauh. Matriks pembobot spasial untuk fungsi *kernel adaptive gaussian* disajikan pada pers. (15).

$$W_i = f(\text{Euclidean distance}, h) \tag{15}$$

Matriks pembobot spasial pada pers. (15) menunjukkan pola yang menyesuaikan dengan karakteristik distribusi spasial data, di mana beberapa lokasi memiliki bobot antar-tetangga yang sangat tinggi ( $> 0,95$ ), menandakan bahwa lokasi tersebut berada dalam lingkungan dengan kepadatan observasi yang tinggi sehingga kontribusinya terhadap estimasi parameter lokal menjadi lebih kuat. Sebaliknya, lokasi dengan nilai bobot yang rendah (mendekati 0) mencerminkan area dengan kepadatan pengamatan yang renggang, sehingga estimasi lokal pada titik tersebut lebih banyak bergantung pada informasinya sendiri dibandingkan pada tetangga sekitarnya.

Pola ini menegaskan keunggulan pendekatan *kernel adaptive*, yaitu kemampuannya menyesuaikan bandwidth berdasarkan kepadatan spasialnya. Hal ini sejalan dengan penelitian Hastuti, et al. [6] yang menemukan bahwa *Kernel Adaptive Gaussian* dan *Adaptive Bisquare* lebih baik dalam menangani perbedaan karakter spasial karena bobotnya berubah mengikuti pola hubungan atau kedekatan antar lokasi.

### 3.5. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model GWLR

Matriks bobot spasial yang telah diperoleh selanjutnya digunakan dalam proses estimasi parameter GWLR melalui pendekatan *Maximum Likelihood* dan iterasi *Newton-Raphson* sesuai pers. (6) dan pers. (9). Untuk pengujian signifikansi parameter dilakukan menggunakan *Likelihood Ratio Test* untuk uji simultan pada pers. (10). Hasil uji simultan disajikan pada Tabel 4.

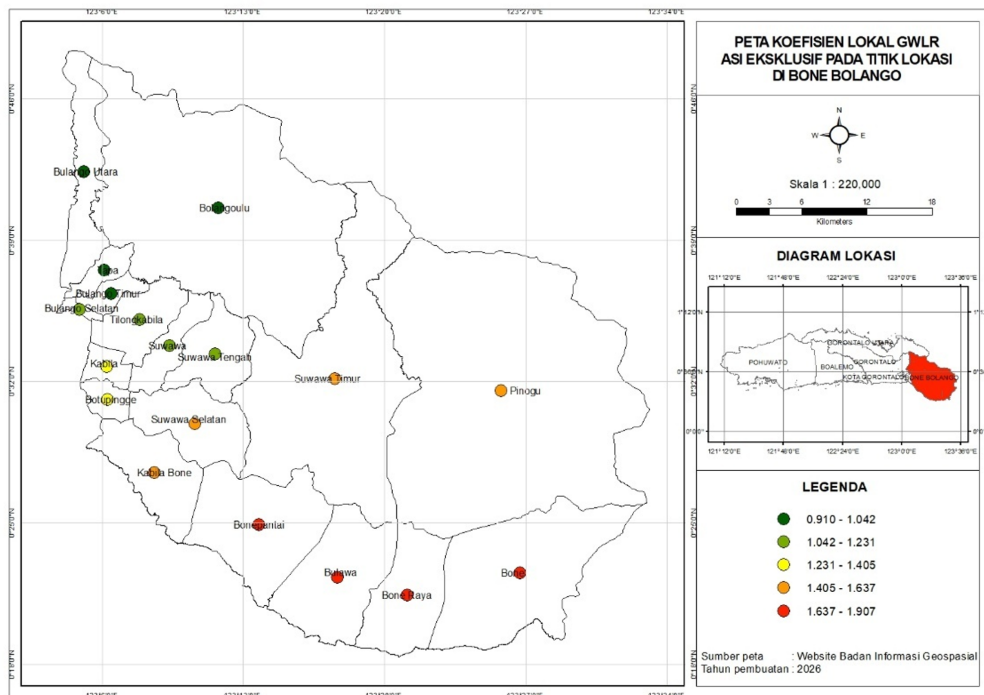
**Tabel 4.** Uji simultan model GWLR

Nilai Deviance (G)	14,746
Nilai $\chi^2$ Tabel	6,251

Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai  $G = 14,746$  lebih dari nilai  $\chi^2$  tabel = 6,251. Hal ini mengindikasikan bahwa minimal ada satu variabel bebas yang signifikan berpengaruh terhadap prevalensi stunting di Kabupaten Bone Bolango. Oleh karena itu, dilakukan uji parsial untuk mengetahui variabel bebas yang signifikan. Uji parsial menggunakan uji Z pada pers. (11). Hasil estimasi parameter untuk lokasi Bone Raya disajikan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Hasil estimasi parameter model GWLR untuk Lokasi Bone Raya

Variabel	$\beta$	Standar Error	$ Z_{hitung} $	$Z_{tabel}$	Keputusan
Intercept	0,044	0,648	0,068	1,645	Tidak signifikan
X1	0,443	0,948	0,467	1,645	Tidak signifikan
X2	-0,042	0,690	0,061	1,645	Tidak signifikan
X3	1,836	1,058	1,735	1,645	Signifikan



**Gambar 2.** Peta koefisien lokal GWLR variabel ASI eksklusif di Kabupaten Bone Bolango

Hasil analisis pada [Tabel 5](#) menunjukkan bahwa pada taraf signifikansi 10%, di titik lokasi Bone Raya hanya variabel ASI eksklusif ( $X_3$ ) yang berpengaruh signifikan terhadap kasus stunting. Hal ini terlihat dari nilai  $Z_{hitung} = 1,735$  lebih dari  $Z_{tabel} = 1,645$ . Untuk variabel lainnya tidak signifikan. Temuan ini menunjukkan bahwa peningkatan persentase ASI eksklusif di Bone Raya terbukti memiliki hubungan kuat dengan penurunan kemungkinan terjadinya stunting. Sementara itu, faktor lain tampaknya tidak cukup kuat untuk mempengaruhi model secara lokal pada daerah ini.

Berdasarkan [Tabel 5](#), dapat dibentuk model GWLR untuk lokasi Bone Raya sebagai berikut

$$\text{logit}(p_{\text{Bone Raya}}) = 0,044 + 0,443X_1 - 0,042X_2 + 1,836X_3 \quad (16)$$

Interpretasi model GWLR pada [pers. \(16\)](#) adalah setiap peningkatan 1% ASI eksklusif dapat meningkatkan peluang Bone Raya berada pada kategori stunting tinggi sebesar  $\exp(1,836) = 6,271$  kali lipat. Dengan kata lain, di Bone Raya, semakin tinggi persentase ASI eksklusif, maka semakin besar probabilitas terjadi stunting tinggi. Temuan ini bertentangan dengan teori yang menyatakan ASI eksklusif mampu mencegah anak terkena stunting [[22](#), [23](#)].

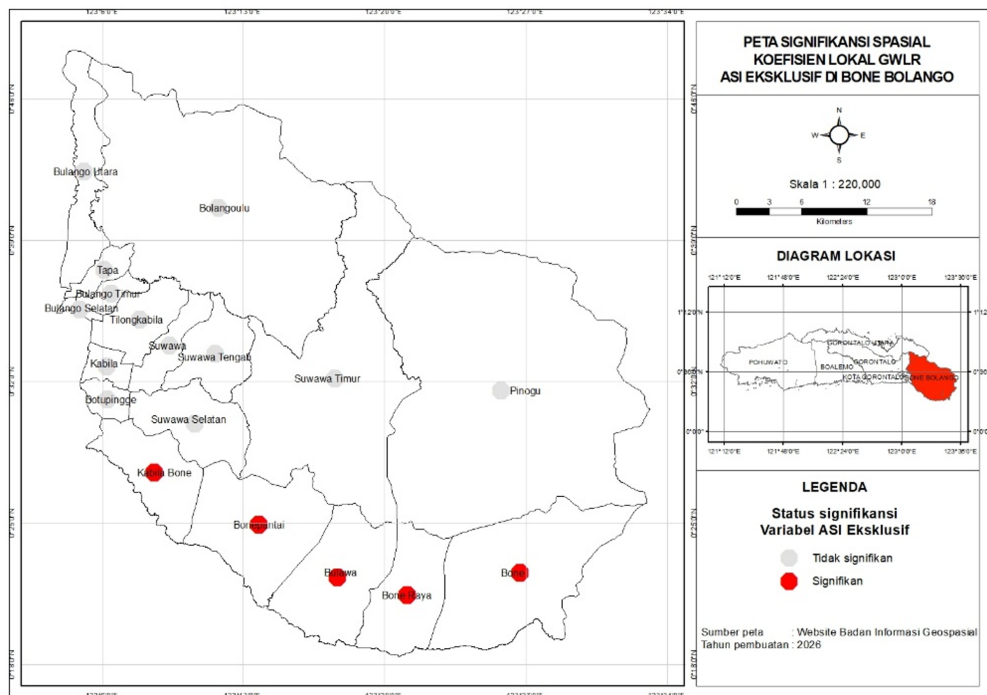
Akan tetapi, beberapa penelitian melaporkan fenomena yang serupa. Lisa et al. [[11](#)] menemukan bahwa peningkatan ASI eksklusif ternyata meningkatkan stunting di Kabupaten Bone Bolango. Fahrina & Amalia [[24](#)] juga menekankan bahwa meskipun ASI eksklusif signifikan, faktor lain seperti nutrisi tambahan, kesehatan ibu, sanitasi, infeksi, dan kondisi ekonomi keluarga juga berperan. Data tambahan menunjukkan sebagian besar anak yang tidak stunting meski tidak mendapat ASI eksklusif, dan sedikit anak yang stunting meski mendapat ASI eksklusif. Hal ini menegaskan bahwa ASI eksklusif menurunkan risiko tetapi bukan menjadi faktor tunggal yang menentukan kejadian stunting.

### 3.6. Pemetaan Variasi Spasial Kasus Stunting dengan GWLR di Kabupaten Bone Bolango

Dari hasil analisis sebelumnya diketahui bahwa variabel ASI eksklusif berpengaruh signifikan pada kejadian stunting di Kabupaten Bone Bolango, Provinsi Gorontalo. Namun, pengaruh tersebut belum tentu seragam untuk seluruh lokasi pengamatan di Kabupaten Bone Bolango. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemetaan lebih lanjut untuk memahami bagaimana variasi dan persebaran spasial pengaruh ASI eksklusif terhadap stunting di Kabupaten Bone Bolango. Pemetaan ini bertujuan untuk mengidentifikasi titik-titik lokasi yang menunjukkan koefisien lokal signifikan maupun tidak signifikan berdasarkan hasil analisis *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR).

[Gambar 2](#) menggambarkan bahwa besarnya pengaruh variabel ASI eksklusif terhadap prevalensi stunting bervariasi antar titik lokasi pengamatan di Kabupaten Bone Bolango. Setiap titik pada peta merepresentasikan estimasi koefisien lokal hasil GWLR, sehingga perbedaan warna mencerminkan variasi kekuatan dan arah pengaruh ASI eksklusif pada masing-masing lokasi. Nilai koefisien lokal yang lebih besar menunjukkan bahwa pada titik tersebut perubahan persentase ASI eksklusif memiliki pengaruh yang relatif lebih kuat terhadap stunting, sedangkan nilai koefisien yang lebih kecil menunjukkan pengaruh yang lebih lemah. Pola ini menegaskan bahwa hubungan antara ASI eksklusif dan stunting tidak bersifat global, melainkan sangat dipengaruhi oleh kondisi lokal di sekitar masing-masing titik pengamatan, sesuai dengan prinsip dasar pemodelan *GWLR* yang menangkap heterogenitas spasial hubungan antar variabel. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Bele, et al. [[25](#)], yang menggunakan pendekatan *GWR* pada kasus stunting di Nusa Tenggara Timur, dimana ditemukan fenomena serupa, yakni pengaruh ASI eksklusif bervariasi antar lokasi pengamatan.

Selanjutnya, untuk mengidentifikasi titik-titik lokasi yang



**Gambar 3.** Peta signifikansi koefisien lokal GWLR variabel ASI eksklusif pada titik lokasi di Kabupaten Bone Bolango

memiliki pengaruh signifikan maupun tidak signifikan, digunakan peta signifikansi koefisien lokal GWLR yang disajikan pada [Gambar 3](#), di mana setiap titik merepresentasikan hasil pengujian signifikansi koefisien lokal pada masing-masing lokasi pengamatan di Kabupaten Bone Bolango.

[Gambar 3](#) menunjukkan bahwa pengaruh variabel ASI eksklusif terhadap kejadian stunting tidak bersifat seragam secara spasial di Kabupaten Bone Bolango. Hasil uji signifikansi lokal menunjukkan bahwa hanya sebagian lokasi pengamatan yang memiliki koefisien lokal signifikan secara statistik, sementara lokasi lainnya tidak menunjukkan signifikansi. Lokasi-lokasi dengan koefisien lokal signifikan (ditunjukkan oleh simbol berwarna merah) cenderung terkonsentrasi di bagian selatan Kabupaten Bone Bolango, khususnya pada titik lokasi yang merepresentasikan Bone-pantai, Bulawa, Bone, Bone Raya, dan Kabila Bone. Sebaliknya, sebagian besar lokasi di bagian tengah dan utara menunjukkan koefisien lokal yang tidak signifikan.

Temuan ini menegaskan adanya heterogenitas spasial dalam hubungan antara ASI eksklusif dan kejadian stunting, yang mengindikasikan bahwa efektivitas ASI eksklusif sebagai faktor penentu stunting bersifat kontekstual dan bergantung pada karakteristik lokal di sekitar masing-masing titik pengamatan. Pola spasial yang terbentuk menunjukkan bahwa signifikansi pengaruh ASI eksklusif terhadap stunting tidak hanya ditentukan oleh besarnya cakupan ASI eksklusif, tetapi juga dipengaruhi oleh kondisi sosial ekonomi serta tingkat akses terhadap informasi dan layanan kesehatan di sekitar masing-masing lokasi pengamatan. Pada beberapa titik di bagian selatan dan tenggara Kabupaten Bone Bolango, kondisi lokal berupa karakteristik sosial ekonomi masyarakat, keterbatasan akses layanan kesehatan, dan tantangan geografis pada wilayah pesisir diduga turut membentuk variasi pengaruh ASI eksklusif terhadap stunting. Kondisi tersebut menyebabkan praktik pemberian ASI eksklusif sangat bergantung

pada faktor lokal, sehingga dampaknya terhadap kejadian stunting pada titik-titik tertentu menjadi lebih menonjol. Temuan ini sejalan dengan penelitian Idris dan Haerawati [26] yang menunjukkan bahwa praktik ASI eksklusif dipengaruhi oleh variasi sosial demografis dan akses layanan kesehatan di berbagai wilayah Indonesia.

Meskipun pada model diperoleh interpretasi yang bertentangan dengan teori, yakni peningkatan persentase ASI eksklusif justru meningkatkan peluang suatu daerah masuk kategori stunting tinggi, interpretasi ini harus dilihat secara hati-hati. Salah satu faktor yang mungkin memengaruhi temuan ini adalah keberadaan variabel *confounding*, yang dapat memodifikasi hubungan antara ASI eksklusif dan stunting. Syafie, et al. [27] menyatakan bahwa faktor pendapatan rumah tangga bisa menjadi faktor *confounding* dalam kasus stunting sehingga membuat hasil penelitian tidak akurat. Penelitian lain, Ramli et al. [28] dan Kubeka & Modjadji [29], juga menegaskan perlunya kontrol variabel *confounding* dalam kasus stunting agar analisis tidak bias. Faktor lain yang perlu dipertimbangkan meliputi kondisi kesehatan ibu, nutrisi tambahan, sanitasi, infeksi, dan faktor lingkungan lokal, yang semuanya dapat memengaruhi status gizi anak meskipun praktik ASI eksklusif dijalankan [24].

Fenomena ini menunjukkan bahwa hubungan antara ASI eksklusif dan stunting tidak selalu linier dan dapat dipengaruhi oleh kombinasi faktor sosial, ekonomi, dan lingkungan yang berbeda antar lokasi. Misalnya, di wilayah dengan akses layanan kesehatan terbatas atau pendapatan keluarga rendah, anak yang menerima ASI eksklusif tetap bisa mengalami stunting karena asupan nutrisi tambahan tidak mencukupi atau risiko infeksi tinggi. Sebaliknya, di wilayah dengan akses lebih baik dan kondisi ekonomi memadai, ASI eksklusif cenderung lebih efektif menurunkan risiko stunting.

Oleh karena itu, hasil pemetaan ini menekankan perlunya

analisis lebih lanjut untuk memahami mekanisme bagaimana persentase ASI eksklusif dapat terkait dengan peningkatan risiko stunting di beberapa wilayah. Pendekatan ini harus mempertimbangkan heterogenitas lokal, potensi *confounding*, dan interaksi antara faktor gizi, kesehatan ibu, lingkungan, dan ekonomi keluarga. Dengan demikian, intervensi penurunan stunting harus dirancang secara kontekstual, menyesuaikan strategi pemberian ASI eksklusif dengan kondisi lokal agar lebih efektif dan berdampak optimal.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis GWLR diketahui bahwa pengaruh ASI eksklusif terhadap prevalensi stunting di Kabupaten Bone Bolango menunjukkan variasi spasial. Koefisien lokal ASI eksklusif hanya signifikan pada titik tertentu terutama titik-titik yang merepresentasikan bagian selatan Bone Bolango seperti Bone Raya, Bone, Bulawa, Bone Pantai dan Kabila Bone. Temuan ini menunjukkan adanya heterogenitas spasial, di mana dampak ASI eksklusif terhadap stunting dipengaruhi oleh kondisi lokal masing-masing titik lokasi pengamatan, sesuai dengan prinsip GWLR. Meskipun pada beberapa titik model menunjukkan hubungan yang bertentangan dengan teori, yakni peningkatan persentase ASI eksklusif terkait dengan peluang stunting tinggi, namun hasil ini perlu ditafsirkan secara hati-hati sebagai indikasi adanya interaksi dengan faktor lain yang belum sepenuhnya termuat dalam model. Faktor tersebut adalah kondisi ekonomi keluarga, kesehatan ibu, nutrisi tambahan, sanitasi, infeksi, dan karakteristik lingkungan, perlu dipertimbangkan dalam penelitian lanjutan. Dengan demikian, hasil GWLR menegaskan bahwa ASI Eksklusif bukan satu-satunya faktor penentu stunting, sehingga upaya penurunan stunting sebaiknya dirancang secara kontekstual dan berbasis kondisi lokal agar intervensinya bisa lebih efektif dan tepat sasaran.

**Kontribusi Penulis.** **Ingka Rizkyani Akolo:** Konseptualisasi, metodologi, perangkat lunak, penulisan—persiapan draf asli, analisis formal, penyuntingan, pendanaan. **Fatimah Djafar:** Konseptualisasi, kurasi data, penulisan—persiapan draf asli, pendanaan. **Maya Paembonan:** Metodologi, perangkat lunak, validasi, analisis formal, dan pendanaan. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

**Ucapan Terima Kasih.** Penulis mengucapkan terima kasih kepada Dinas Kesehatan Kabupaten Bone Bolango, serta pihak lainnya yang sudah berpartisipasi sehingga artikel ini bisa selesai dengan baik.

**Pembiayaan.** Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

**Konflik Kepentingan.** Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

**Ketersediaan Data.** Tidak tersedia.

#### Referensi

- [1] KemenkesRI, *Laporan Tematik Survei Kesehatan Indonesia Tahun 2023*, vol. 1. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI, 2024.
- [2] R. Sumanti, "Collaborative Governance: Strategi Pencegahan dan Penurunan Prevalensi Stunting," *J. Kebijakan. Pembang.*, vol. 19, no. 1, pp. 13–26, 2024, doi: [10.47441/jkp.v19i1.361](https://doi.org/10.47441/jkp.v19i1.361).
- [3] F. Zubedi, F. A. Oroh, and M. A. Aliu, "Pemodelan Stunting dan Gizi Kurang di Kabupaten Bone Bolango menggunakan Regresi Poisson Generalized," *J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 6, no. 2, pp. 113–128, 2021, doi: [10.26594/jm-pm.v6i2.2507](https://doi.org/10.26594/jm-pm.v6i2.2507).
- [4] E. Rahim and Y. A. Amma, "Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Stunting di Lokasi Bulango Ulu Kabupaten Bone Bolango," *Gema Wiralodra*, vol. 13, no. 1, pp. 12–22, 2022, doi: [10.31943/gemawiralodra.v13i1.222](https://doi.org/10.31943/gemawiralodra.v13i1.222).
- [5] I. R. Akolo, "Perbandingan Matriks Pembobot Rook Dan Queen Contiguity Dalam Analisis Spasial Autoregressive Model (SAR) Dan Spatial Error Model (SEM)," *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 3, no. 1, pp. 11–18, 2022, doi: [10.34312/jjps.v3i1.13582](https://doi.org/10.34312/jjps.v3i1.13582).
- [6] S. H. Hastuti, A. Chintyana, and H. M. Sastriana, "Evaluating Kernel Weighting Functions in Geographically Weighted Logistic Regression for Spatial Modelling of Stunting in East Lombok," *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 3, pp. 338–345, 2025, doi: [10.37905/euler.v13i3.33951](https://doi.org/10.37905/euler.v13i3.33951).
- [7] D. Agustinningtyas, I. Syukri, G. C. Nisa, and G. S. Haman, "Analisis Spasial Ketahanan Pangan di Indonesia Tahun 2022 dengan Model Geographically Weighted Logistic Regression," *J. Litbang Sukowati Media Penelit. dan Pengemb.*, vol. 8, no. 1, pp. 45–62, 2024.
- [8] F. K. Alam, Y. Widyaningsih, and S. Nurrohmah, "Geographically Weighted Logistic Regression modeling on stunting cases in Indonesia," *J. Phys.: Conf. Ser.*, 2020, doi: [10.1088/1742-6596/1722/1/012085](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1722/1/012085).
- [9] W. D. R. A. Ndangi, R. Resmawan, and I. Djakaria, "Perbandingan Analisis Diskriminan dan Regresi Logistik Multinomial," *Jambura J. Math.*, vol. 1, no. 2, pp. 54–63, Jul. 2019, doi: [10.34312/jjom.v1i2.2100](https://doi.org/10.34312/jjom.v1i2.2100).
- [10] T. S. Mahading, R. Resmawan, L. Yahya, and I. R. Akolo, "Metode Spasial Autoregressive dalam Analisis Kerawanan Demam Berdarah Dengue di Kota Gorontalo," *J. Math. Probab. Model.*, vol. 5, no. 2, Sep. 2020–Feb. 2021, doi: [10.26594/jmpm.v5i2.1916](https://doi.org/10.26594/jmpm.v5i2.1916).
- [11] L. S. Hasiru, I. Djakaria, and I. K. Hasan, "Penerapan Model Durbin Spasial dengan Uji Lanjutan Local Indicator of Spatial Autocorrelation untuk Melihat Penyebaran Stunting di Kabupaten Bone Bolango," *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 3, no. May, 2022, doi: [10.34312/jjps.v3i1.13083](https://doi.org/10.34312/jjps.v3i1.13083).
- [12] S. A. R. Manaf, Erfiani, Indahwati, A. Fitrianto, and R. Amelia, "Faktor – Faktor yang Memengaruhi Permasalahan Stunting di Jawa Barat Menggunakan Regresi Logistik Biner Institut Pertanian Bogor," *J. Stat.*, vol. 15, no. 2, pp. 265–274, 2022, doi: [10.36456/jstat.vol15.no2.a5654](https://doi.org/10.36456/jstat.vol15.no2.a5654).
- [13] D. D. Rucker, B. B. McShane, and K. J. Preacher, "A researcher's guide to regression, discretization, and median splits of continuous variables," *J. Consum. Psychol.*, vol. 25, no. 4, pp. 666–678, 2015, doi: [10.1016/j.jcps.2015.04.004](https://doi.org/10.1016/j.jcps.2015.04.004).
- [14] I. Fiqriah, S. Martha, and D. Kusnandar, "Penerapan Regresi Ridge Robust-M Dalam Mengatasi Multikolinearitas dan Pencilan Pada Data Stunting di Indonesia," *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 13, no. 4, pp. 503–512, 2024, doi: [10.26418/bbimst.v13i4.78042](https://doi.org/10.26418/bbimst.v13i4.78042).
- [15] N. A. Solekha and M. F. Qudrattullah, "Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression dengan Fungsi Adaptive Gaussian Kernel Terhadap Kemiskinan di Provinsi NTT," *Jambura J. Math.*, vol. 4, no. 1, pp. 17–32, 2022, doi: [10.34312/jjom.v4i1.11452](https://doi.org/10.34312/jjom.v4i1.11452).
- [16] Q. S. Wardhani, S. S. Handajani, and I. Susanto, "Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Provinsi Jawa Timur dengan Metode Geographically Weighted Logistic Regression," *J. Apl. Stat. Komputasi Stat.*, vol. 14, no. 2, pp. 1–12, 2022, doi: [10.34123/jurnalask.v14i2.333](https://doi.org/10.34123/jurnalask.v14i2.333).
- [17] H. Y. D. Ulhaq, R. Wasono, and I. M. Nur, "Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) with Gaussian Adaptive Kernel Weighting Function, Bisquare, and Tricube in Case of Malnutrition of Toddlers in Indonesia," *J. Litbang Edusaintech*, vol. 1, no. 1, pp. 5–13, 2020, doi: [10.51402/jle.v1i1.2](https://doi.org/10.51402/jle.v1i1.2).
- [18] I. Sintia, Suyitno, and M. N. Hayati, "Geographically Weighted Poisson Regression Model with Adaptive Bisquare Weighting Function (Case study: data on number of leprosy cases in Indonesia 2020)," *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 19, no. 1, pp. 124–145, 2022, doi: [10.20956/j.v19i1.21879](https://doi.org/10.20956/j.v19i1.21879).
- [19] I. M. Fadlilah, Sugiman, and Sunarmi, "Estimasi Parameter Model Regresi Spasial dengan Metode Geographically Weighted Poisson Regression," *UNNES J. Math.*, vol. 8, no. 2, pp. 21–31, 2019, doi: [10.15294/ujm.v8i2.23796](https://doi.org/10.15294/ujm.v8i2.23796).
- [20] R. Amalah, A. K. Jaya, and N. Sirajang, "Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression dengan Metode Ridge," *ESTIMASI J. Stat. Its Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 130–143, 2023, doi: [10.20956/ejsa.v4i2.12250](https://doi.org/10.20956/ejsa.v4i2.12250).
- [21] S. Turkan, "Influence diagnostics in geographically weighted ridge regression," *Commun. Stat. - Simul. Comput.*, vol. 54, no. 2, pp. 569–582, 2023, doi: [10.1080/03610918.2023.2261078](https://doi.org/10.1080/03610918.2023.2261078).
- [22] H. Hadi, F. Fatimatasari, W. Irwanti, C. Kusuma, R. D. Alfiana, M. I. N. Asshiddiqi, S. Nugroho, E. C. Lewis, and J. Gittelsohn, "Exclusive breastfeeding protects young children from stunting in a low-income population: A study from Eastern Indonesia," *Nutrients*, vol. 13, no. 12, p. 4264, Nov. 2021, doi: [10.3390/nu13124264](https://doi.org/10.3390/nu13124264).

- [23] D. Simbolon and N. Putri, "Pencegahan Stunting melalui Pemberian ASI Eksklusif di Indonesia: Pendekatan Meta-Analisis," *Amerta Nutr.*, vol. 8, no. 1, pp. 105–112, 2024, doi: [10.20473/amnt.v8i1SP.2024.10](https://doi.org/10.20473/amnt.v8i1SP.2024.10).
- [24] R. A. Fahrina and R. B. Amalia, "The Relationship Between Exclusive Breastfeeding and The Incidence Of Stunted Growth in Infants in The Village of Talangkusko, Turen District, Malang," *Indones. Midwifery Heal. Sci. J.*, vol. 8, no. 1, pp. 84–92, 2024, doi: [10.20473/imhsj.v8i1.2024.84-92](https://doi.org/10.20473/imhsj.v8i1.2024.84-92).
- [25] M. G. L. Bele, E. M. P. Hermanto, and F. Fitriani, "Pemodelan Geographically Weighted Regression pada Kasus Stunting di Provinsi Nusa Tenggara Timur Tahun 2020," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 6, no. 2, pp. 179–191, 2022, doi: [10.21009/JSA.06204](https://doi.org/10.21009/JSA.06204).
- [26] H. Idris and D. W. Astari, "The practice of exclusive breastfeeding by region in Indonesia," *Public Health*, vol. 217, pp. 181–189, Apr. 2023, doi: [10.1016/j.puhe.2023.02.002](https://doi.org/10.1016/j.puhe.2023.02.002).
- [27] P. B. Syafiie and C. Sarangnga, "Faktor-faktor yang memengaruhi kejadian stunting di wilayah Sangatta Kalimantan Timur," *Sari Pediatri*, vol. 25, no. 3, pp. 155–162, 2023, doi: [10.14238/sp25.3.2023.155-62](https://doi.org/10.14238/sp25.3.2023.155-62).
- [28] Ramli, K. E. Agho, K. J. Inder, S. J. Bowe, J. Jacobs, and M. J. Dibley, "Prevalence and risk factors for stunting and severe stunting among under-fives in North Maluku province of Indonesia," vol. 10, pp. 1–10, 2009, doi: [10.1186/1471-2431-9-64](https://doi.org/10.1186/1471-2431-9-64).
- [29] Z. Kubeka and P. Modjadji, "Association of Stunting with Socio-Demographic Factors and Feeding Practices among Children under Two Years in Informal Settlements in Gauteng, South Africa," *Children*, vol. 10, no. 8, pp. 1–15, 2023, doi: [10.3390/children10081280](https://doi.org/10.3390/children10081280).