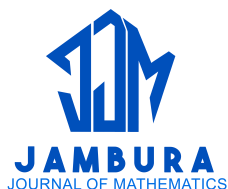


Penerapan Model *Geographically Weighted Logistic Regression* dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada Data Kemiskinan

Nunung Nurhasanah, Widiarti, Dina Eka Nurvazly, dan Mustofa Usman



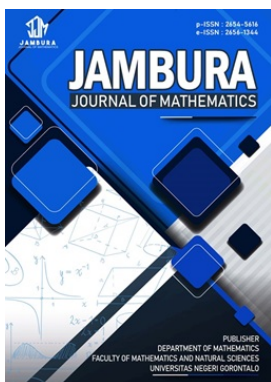
Volume 6, Issue 2, Pages 204–211, August 2024

Diterima 8 Juni 2024, Direvisi 27 Juli 2024, Disetujui 1 Agustus 2024, Diterbitkan 3 Agustus 2024

To Cite this Article : N. Nurhasanah, W. Widiarti, D. E. Nurvazly, dan M. Usman, "Penerapan Model *Geographically Weighted Logistic Regression* dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada Data Kemiskinan", *Jambura J. Math*, vol. 6, no. 2, pp. 204–211, 2024, <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i2.26504>

© 2024 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF MATHEMATICS



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

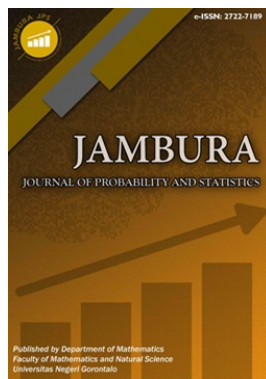
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



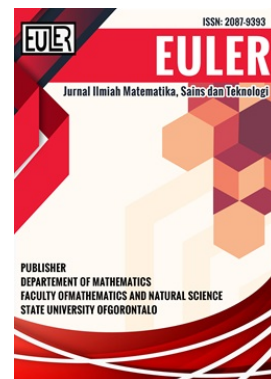
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Penerapan Model *Geographically Weighted Logistic Regression* dengan Fungsi Pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* pada Data Kemiskinan

Nunung Nurhasanah¹, Widiarti^{1,*} , Dina Eka Nurvazly¹ , dan Mustofa Usman¹ 

¹Jurusan Matematika, Universitas Lampung, Lampung, Indonesia.

ARTICLE HISTORY

Diterima 8 Juni 2024

Direvisi 27 Juli 2024

Disetujui 1 Agustus 2024

Diterbitkan 3 Agustus 2024

KATA KUNCI

GWLR

Adaptive Gaussian Kernel

Kemiskinan

KEYWORDS

GWLR

Adaptive Gaussian Kernel

Poverty

ABSTRAK. Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika untuk mengetahui hubungan variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen. Variabel dependen yang bersifat kategori dapat dianalisis menggunakan analisis regresi logistik. *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) adalah metode yang merupakan versi lokal dari regresi logistik, di mana faktor lokasi dipertimbangkan. Metode ini mengasumsikan bahwa data variabel dependen didistribusikan secara binomial. Pada penelitian ini metode GWLR digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi tingkat persentase kemiskinan Provinsi Jawa Barat tahun 2022 dengan menggunakan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel*. Variabel yang digunakan adalah pengeluaran perkapita, rata-rata lama sekolah, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita, dan kepadatan penduduk. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa variabel pengeluaran perkapita, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita, dan kepadatan penduduk berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Barat tahun 2022.

ABSTRACT. Regression analysis is one statistical method used to determine the relationship between a dependent variable and one or more independent variables. Dependent variables that are categorical are analyzed using logistic regression analysis. *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) is a method that is a local version of logistic regression, where location factors are considered. This method assumes that the dependent variable data are distributed binomially. In this study, the GWLR method is used to determine the factors influencing the poverty percentage in West Java Province in 2022 using an *adaptive Gaussian kernel* weighting function. The variables used are per capita expenditure, average length of schooling, Gross Regional Domestic Product (GRDP) per capita, and population density. The results of this study indicate that the variables of per capita expenditure, Gross Regional Domestic Product (GRDP) per capita, and population density significantly influence the poverty percentage in West Java Province in 2022.



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

Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika untuk mengetahui hubungan variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen. Variabel dependen yang bersifat kategori dianalisis menggunakan analisis regresi logistik. Analisis regresi logistik kurang tepat jika diterapkan pada data yang dipengaruhi oleh lokasi geografis, atau yang dikenal sebagai data spasial, karena metode ini mengabaikan pengaruh dari faktor lokasi tersebut [1]. Pengaruh spasial tidak boleh diabaikan karena akan mengurangi efektivitas model atau kebaikan model. Oleh karena itu dikembangkan sebuah metode untuk menganalisis data spasial dengan memerhatikan faktor geografis yang dikenal dengan *Geographically Weighted Regression* (GWR) [2]. Beberapa penerapan GWR pada data spasial telah dilakukan diantaranya untuk mengkaji karakteristik harga perumahan dan kemiskinan [3–6]. Selanjutnya GWR dikembangkan untuk memprediksi model dari sekumpulan data yang mengandung variabel dependen

biner menggunakan model regresi logistik [7]. Teknik ini disebut *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR). GWLR merupakan versi lokal dari regresi logistik, dimana faktor lokasi dipertimbangkan. Metode ini mengasumsikan bahwa data variabel dependen didistribusikan secara binomial dan digunakan untuk menganalisis data spasial dari proses yang non-stasioner [2].

Metode GWLR melibatkan fungsi pembobot yang digunakan untuk mengindikasikan hubungan relatif antar lokasi pengamatan. Fungsi pembobot ini bergantung pada *bandwidth* atau ukuran berketetapan. Pembobot pada setiap lokasi dapat diperoleh berdasarkan jarak *Euclidean* dan *bandwidth* yang dihasilkan pada masing-masing lokasi. Pemilihan *bandwidth* merupakan langkah penting yang harus dilakukan dalam pembobotan [7]. Salah satu metode untuk mendapatkan *bandwidth* yang optimal adalah dengan menggunakan kriteria *Cross Validation* (CV). CV merupakan salah satu teknik statistik yang digunakan dalam pemodelan prediktif untuk menilai kinerja dan kemampuan generalisasi suatu model.

*Penulis Korespondensi.

Kajian tentang penerapan fungsi pembobot pada GWLR telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Solekha & Qudratullah [8] mengkaji tentang tingkat kemiskinan di Provinsi NTT menggunakan GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kemiskinan bersifat lokal dan berbeda-beda pada setiap lokasi pengamatan. Wardhani dkk [9] mengkaji tentang pemodelan indeks Pembangunan kesehatan masyarakat Provinsi Jawa Timur dengan Metode GWLR. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pemodelan GWLR dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* lebih efektif daripada teknik pembobot lainnya. Wulandari [10] menerapkan fungsi pembobot kernel *fixed gaussian* untuk memodelkan data kemiskinan Jawa Tengah dimana Angka Melek Huruf (AMH), PDRB per kapita, dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) berpengaruh terhadap kemiskinan di Jawa Tengah dengan nilai yang bervariasi antar kabupaten/kota. Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dilakukan [8–10], fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* cukup baik untuk diaplikasikan pada model GWLR untuk kajian data spasial.

Penerapan GWLR dapat dijumpai pada kasus kemiskinan, kesejahteraan masyarakat, dan kesehatan [8–13]. Pratiwi dkk [11] mengaplikasikan model GWLR pada data status kesejahteraan Masyarakat di Pulau Kalimantan. Fungsi pembobot yang digunakan adalah *Adaptive Gaussian* dan *bandwidth* optimal ditentukan menggunakan kriteria *Generalized Cross-Validation* (GCV). Selain itu, Soliha dkk. [12] membangun model GWLR untuk mengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan tingkat proporsi kasus AIDS. Pengelompokan ini didasarkan pada beberapa variabel yaitu Rasio Gini, Indeks L Pengeluaran Per Kapita, Rasio Gender, Rasio Ketergantungan, Indeks Pembangunan Gender, dan Jumlah Pos Pelayanan KB Desa. Hasil penelitian yang dilakukan oleh Soliha dkk. [12] menunjukkan bahwa kluster 1 dan 2 yang terbentuk dipengaruhi oleh variabel yang berbeda. Adapun penelitian yang dilakukan oleh Maulidina dan Oktora [13] berusaha untuk mengeksplorasi keterbelakangan daerah di Indonesia dengan metode GWLR. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa GWLR memiliki kinerja yang lebih baik dalam memodelkan keterbelakangan regional di Indonesia dibandingkan dengan model globalnya.

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, Jawa Barat merupakan provinsi dengan persentase penduduk miskin terbanyak kedua di Pulau Jawa [14]. Persentase penduduk miskin Jawa Barat tahun 2021 sebesar 7,48%, kemudian pada tahun 2022 mengalami peningkatan sebesar 10,14%. Hal ini dikarenakan tingkat kemiskinan meningkat di daerah perkotaan, sedangkan di pedesaan cenderung fluktuatif. Berbagai faktor menjadi penyebab kemiskinan dapat terjadi di berbagai daerah. Penyebab lain terjadinya kemiskinan adalah aspek atau dimensi spasial. Penduduk miskin cenderung akan mengelompok pada lokasi dengan karakteristik tertentu atau kecenderungan lokasi masyarakat miskin ternyata tidak acak [4]. Berdasarkan hal tersebut, fokus kajian dalam penelitian ini adalah memodelkan faktor-faktor yang memengaruhi persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Barat dengan menggunakan GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*.

2. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu: Persentase penduduk

miskin Provinsi Jawa Barat tahun 2022 (Y). Didefinisikan miskin (1) jika persentase penduduk miskinnya $> 10,14\%$ (nilai persentase penduduk miskin Jawa Barat tahun 2022), sebaliknya (0). Sementara variabel independennya adalah pengeluaran perkapita (X_1), rata-rata lama sekolah (X_2), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita (X_3), dan kepadatan penduduk (X_4).

Analisis data dalam penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* R versi 4.2.1. Adapun langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis deskriptif variabel independen yaitu: pengeluaran perkapita, rata-rata lama sekolah, Produk Domestik Regional Bruto perkapita dan kepadatan penduduk.
2. Memeriksa asumsi multikolinearitas dari variabel independen. Salah satu asumsi penting dalam analisis regresi dengan beberapa variabel independen adalah tidak adanya korelasi antara satu variabel independen dengan variabel independen yang lain. Multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) [15]. Nilai VIF dapat dicari menggunakan **Persamaan (1)**:

$$VIF = \frac{1}{(1 - R_j^2)} \quad j = 1, 2, \dots, p, \quad (1)$$

dimana R_j^2 merupakan koefisien determinasi untuk regresi variabel independen ke- j terhadap variabel lainnya. Jika X_j tidak berkorelasi dengan variabel independen lainnya, maka R_j^2 akan bernilai kecil dan nilai VIF akan mendekati 1. Jika X_j mempunyai korelasi dengan variabel independen lainnya, maka R_j^2 akan mendekati 1 dan nilai VIF menjadi besar. Jika nilai VIF lebih besar dari 10, maka terindikasi adanya multikolinearitas.

3. Menentukan nilai *bandwidth* dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) dengan rumus seperti pada **Persamaan (2)**:

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

dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai dugaan y_i dimana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses estimasi.

4. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi pengamatan ke- j berdasarkan letak geografis untuk setiap kabupaten/kota, dengan **Persamaan (3)**:

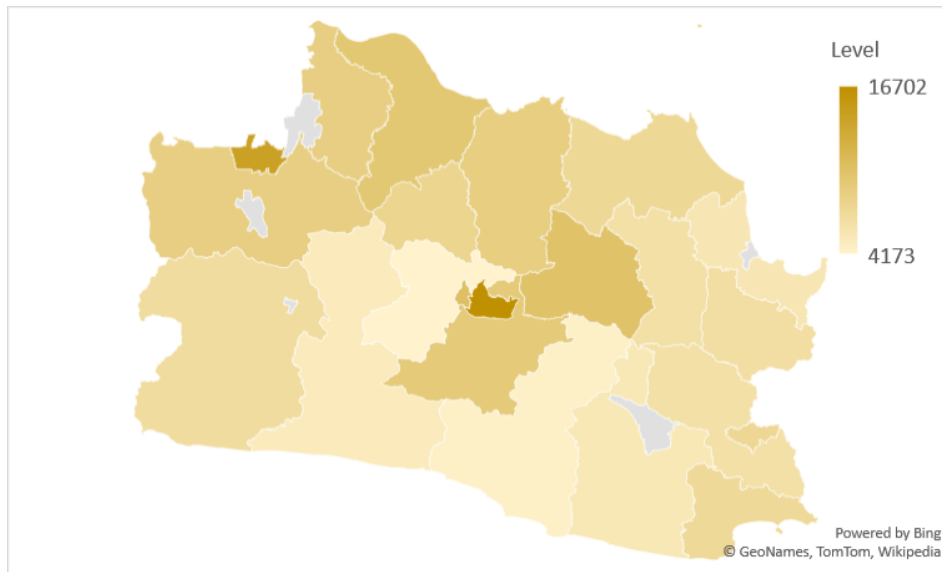
$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}, \quad (3)$$

dengan

- d_{ij} = Jarak *Euclidean* lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi pengamatan ke- j ,
- u_i = *Longitude* jarak lokasi pengamatan i ,
- u_j = *Longitude* jarak lokasi pengamatan j ,
- v_i = *Latitude* jarak lokasi pengamatan i ,
- v_j = *Latitude* jarak lokasi pengamatan j .

5. Membentuk matriks pembobot menggunakan fungsi *Adaptive Gaussian Kernel* dengan *bandwidth* yang sama pada setiap lokasi dengan **Persamaan (4)**:

$$W(u_i, v_i) = \begin{bmatrix} w_{ij} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_{ij} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_{ij} \end{bmatrix} \quad (4)$$



Gambar 1. Peta sebaran pengeluaran perkapita

dimana

$$w_{ij} = w_{ij}(u_i, v_i) = \exp \left[- \left(\frac{d_{ij}}{h_{i(q)}} \right)^2 \right]. \quad (5)$$

w_{ij} pada Persamaan (5) merupakan bobot spasial lokasi pengamatan ke- i dengan lokasi pengamatan ke- j , d_{ij} adalah jarak Euclidean antara lokasi i ke lokasi j , h adalah parameter penghalus (*bandwidth*) dan $h_{i(q)}$ adalah *bandwidth* adaptif atau *bandwidth* yang berbeda untuk setiap lokasi yang menetapkan q sebagai jarak tetangga terdekat (*nearest neighbor*) dari lokasi i [8].

6. Menguji parameter model GWLR dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_j(u_1 v_1) = 0 \quad (\text{tidak terdapat parameter } \beta_j(u_1 v_1) \text{ yang signifikan}),$$

$$H_1 : \beta_j(u_1 v_1) \neq 0 \quad (\text{terdapat minimal satu parameter } \beta_j(u_1 v_1) \text{ yang signifikan}).$$

2.1. Model Geographically Weighted Logistic Regression

Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) merupakan salah satu pendekatan yang memungkinkan penggunaan faktor spasial untuk memperoleh parameter regresi [1]. Model GWLR merupakan pengembangan dari model *Geographically Weighted Regression* dengan data variabel respon (dependen) bersifat kategorik. GWLR merupakan metode alternatif untuk regresi logistik yang menggabungkan parameter nonstasioner dan data kategori. Nilai prediksi dari variabel dependen diperoleh melalui variabel independen dimana setiap koefisien regresi bergantung pada lokasi pengamatan data. Bentuk umum model GWLR seperti pada Persamaan (6):

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik})}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik})}; \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (6)$$

dimana

$$\pi(x_i) = \text{Nilai observasi variabel dependen ke-}i,$$

$$\beta_k(u_i, v_i) = \text{Vektor nilai observasi variabel independen ke-}k,$$

$$(u_i, v_i) = \text{Koordinat letak geografis (longitude, latitude) dari lokasi ke-}i,$$

$$x_{ik} = \text{Nilai observasi variabel independen ke-}k \text{ pada lokasi ke-}i.$$

Setiap parameter dalam Persamaan (6) dihitung berdasarkan titik lokasi geografis yang spesifik [1]. Akibatnya, terjadi variasi dalam setiap parameter regresi di berbagai wilayah geografis. Jika parameter regresi memiliki nilai yang tetap di seluruh wilayah geografis, maka model GWLR dapat disebut sebagai model global, di mana setiap wilayah memiliki model yang sama. Hal ini merupakan kasus spesifik dalam kerangka GWLR.

Pembobot spasial diperlukan untuk setiap lokasi ke- i dan memiliki peran yang sangat penting. Pembobot spasial mengindikasikan hubungan relatif antara lokasi pengamatan data satu dengan yang lainnya. Jika lokasi ke- j terletak pada koordinat (u_i, v_i) maka jarak Euclidean antara lokasi ke- i dan lokasi ke- j dapat dihitung menggunakan Persamaan (3).

Penggunaan metode kernel adaptif cocok untuk situasi di mana pengamatan tersebar secara tidak teratur dan terkelompok. Metode ini memungkinkan penentuan nilai *bandwidth* yang berbeda untuk setiap titik pengamatan karena dapat menyesuaikan dengan kondisi dari masing-masing titik pengamatan. Salah satu metode kernel adaptif yang banyak digunakan adalah *Adaptive Gaussian Kernel* seperti pada Persamaan (5).

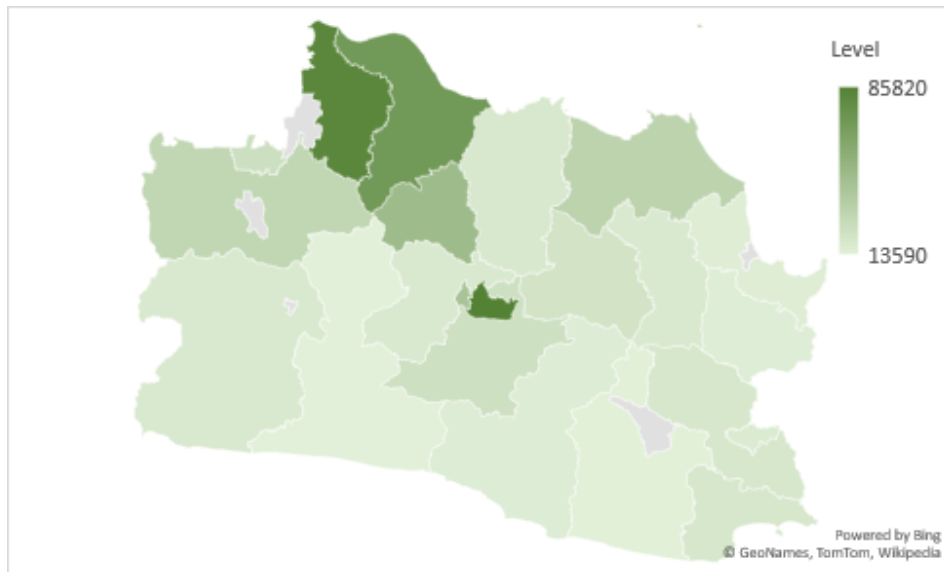
2.2. Pengujian Model Parameter Model Geographically Weighted Logistic Regression

Pengujian parameter secara parsial bertujuan untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan memengaruhi variabel dependennya [10]. Hipotesis untuk pengujian parameter model GWLR dalam Persamaan (6) adalah sebagai berikut:

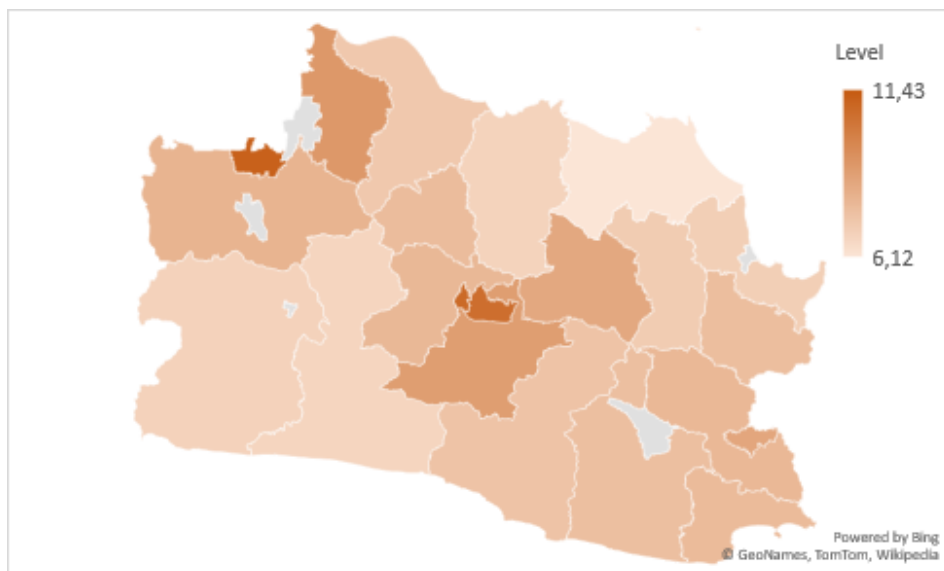
$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0; \quad k = 1, 2, \dots, p,$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; \quad k = 1, 2, \dots, p.$$

Statistik uji yang digunakan untuk pengujian hipotesis tersebut adalah statistik uji Z seperti pada Persamaan (7).



Gambar 2. Peta sebaran PDRB perkapita



Gambar 3. Peta sebaran rata-rata lama sekolah

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))}. \quad (7)$$

Pada Persamaan (7), se menyatakan *standard error* dari koefisien regresi. Kriteria ujinya adalah tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif digunakan untuk mendeskripsikan atau menggambarkan perilaku dari data. Gambar 1-4 merupakan peta sebaran persentase kemiskinan tahun 2022 di Provinsi Jawa Barat berdasarkan variabel independennya.

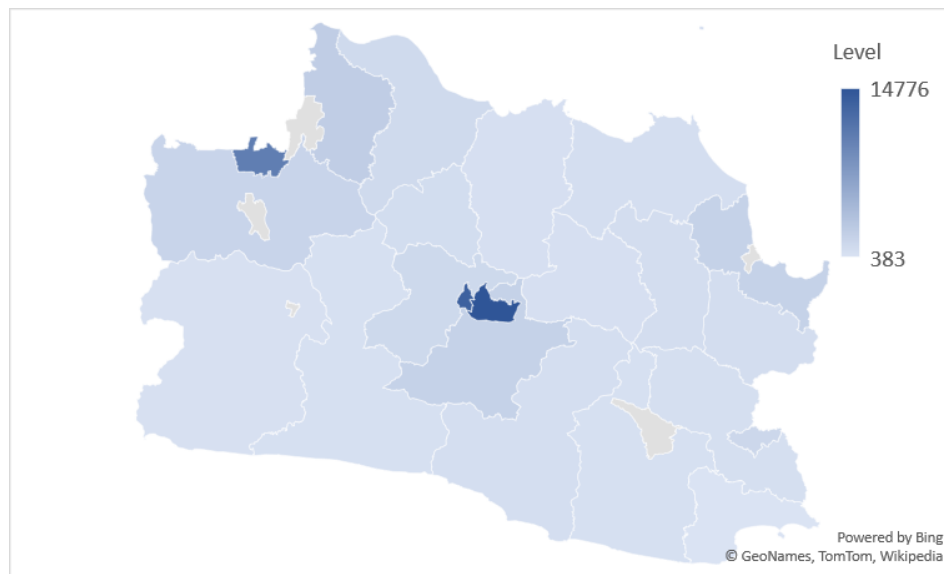
Gambar 1 memperlihatkan sebaran tingkat pengeluaran perkapita di Kabupaten/Kota yang ada di Provinsi Jawa Barat. Warna yang paling terang merupakan wilayah dengan tingkat pengeluaran perkapita terendah, sedangkan warna yang paling ge-

lap merupakan tingkat pengeluaran perkapita tertinggi. Kota Depok dan Kota Bandung termasuk ke dalam wilayah yang memiliki tingkat pengeluaran perkapita yang tinggi dibandingkan dengan wilayah lain.

Berdasarkan Gambar 2 dapat disimpulkan bahwa PDRB perkapita tertinggi berada pada Kabupaten Bekasi, Kabupaten Karawang, dan Kota Bandung. Berdasarkan Gambar 3, Kota Depok, Kota Cimahi dan Kota Bandung merupakan wilayah yang memiliki rata-rata lama sekolah tertinggi dibandingkan wilayah lainnya. Berdasarkan Gambar 4, dapat disimpulkan bahwa Kota Depok, Kota Cimahi, dan Kota Bandung merupakan daerah dengan tingkat kepadatan penduduk yang tinggi.

3.2. Diagnostik Multikolinearitas

Salah satu asumsi dalam analisis regresi yang melibatkan beberapa variabel independen adalah tidak adanya korelasi antar variabel independen tersebut. Korelasi yang terjadi antar variabel independen dapat menyebabkan terjadinya multikolineari-



Gambar 4. Peta sebaran kepadatan penduduk

tas. Multikolinearitas dapat mengakibatkan pendugaan dengan metode kuadrat terkecil akan menghasilkan penduga yang tidak efisien, sehingga varian dari koefisien regresi menjadi tidak minimum. Akibatnya, prediksi dari variabel independen menjadi tidak akurat. Multikolinearitas dapat dideteksi dengan VIF [15]. Pengujian multikolinearitas pada variabel pengeluaran perkapita (X_1), rata-rata lama sekolah (X_2), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita (X_3), dan kepadatan penduduk (X_4) diawali dengan memeriksa korelasi (hubungan linear) antar variabel.

Tabel 1. Korelasi antar variabel independen

	X_1	X_2	X_3	X_4
X_1	1	0,804	0,546	0,828
X_2	0,804	1	0,358	0,897
X_3	0,546	0,358	1	0,435
X_4	0,828	0,897	0,435	1

Berdasarkan Tabel 1, variabel X_2 dan X_4 memiliki korelasi yang tinggi yaitu sebesar 0.897. Demikian pula dengan variabel X_1 dan X_2 serta variabel X_1 dan X_4 . Hal ini menunjukkan adanya hubungan linear yang kuat antara rata-rata lama sekolah dengan kepadatan penduduk, pengeluaran perkapita dengan rata-rata lama sekolah dan pengeluaran perkapita dengan kepadatan penduduk. Adanya korelasi yang erat antara beberapa variabel independen dapat menyebabkan terjadinya multikolinearitas. Pengujian selanjutnya adalah dengan memeriksa nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) seperti pada Persamaan (1).

Tabel 2. Nilai VIF pada data kemiskinan

Variabel	VIF
X_1	4,042
X_2	5,686
X_3	1,478
X_4	6,262

Tabel 2 menunjukkan nilai VIF untuk setiap variabel independen. Berdasarkan Tabel 2, nilai VIF untuk setiap variabel in-

dependen menunjukkan angka < 10 , yang mengindikasikan tidak terjadi multikolinearitas. Dengan demikian, asumsi tidak adanya multikolinearitas antar variabel independen terpenuhi sehingga analisis GWLR dapat dilanjutkan.

3.3. Analisis GWLR Menggunakan Fungsi Pembobot Adaptive Gaussian Kernel

Pemodelan GWLR merupakan model lokal dari regresi logistik dengan memperhatikan faktor lokasi. Variabel respon model GWLR diasumsikan berdistribusi Bernoulli dan diprediksi dengan variabel independen yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati dan diduga pada setiap lokasi pengamatan [1]. Dalam kajian ini, model GWLR dengan menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* diaplikasikan pada data kemiskinan Provinsi Jawa Barat. Berdasarkan model GWLR yang terbentuk, selanjutnya dikaji faktor-faktor yang berpengaruh terhadap persentase kemiskinan di setiap wilayah kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat melalui pengujian hipotesis dalam langkah. Langkah pertama untuk memperoleh model GWLR adalah menentukan letak geografis dengan melihat nilai *longitude* dan *latitude* kabupaten/kota di wilayah Jawa Barat. Berdasarkan nilai *longitude* dan *latitude* tersebut, dihitung nilai CV dengan menggunakan Persamaan (2). Langkah selanjutnya adalah memilih nilai *bandwidth* yang optimum.

Tabel 3. Nilai Cross Validation (CV) dan Bandwidth

CV	Bandwidth	CV	Bandwidth
5,374	1,296	4,900	2,052
8,950	0,801	4,896	2,069
5,024	1,602	4,894	2,080
4,965	1,791	4,893	2,086
4,936	1,908	4,892	2,090
4,917	2,025	4,891	2,096
4,906	2,052		

Berdasarkan Tabel 3, nilai CV minimum yang diperoleh adalah 4.891 dengan *bandwidth* optimal sebesar 2.096. Setelah diperoleh *bandwidth* optimal, tahap selanjutnya adalah menghitung ja-

Tabel 4. Jarak Euclidean dan matriks pembobot Adaptive Gaussian Kernel Kabupaten Bogor

Wilayah	Jarak Euclidean	$w(u_1, v_1)$	Wilayah	Jarak Euclidean	$w(u_1, v_1)$
Bogor	0,000	1,000	Karawang	0,743	2,968
Sukabumi	0,304	2,742	Bekasi	0,518	5,537
Cianjur	0,241	5,674	Bandung Barat	0,819	2,286
Bandung	0,478	1,267	Pangandaran	2,071	7,998
Garut	1,374	1,573	Kota Bogor	0,107	9,748
Tasik Malaya	1,771	1,011	Kota Sukabumi	0,425	6,717
Ciamis	1,784	9,113	Kota Bandung	0,969	1,267
Kuningan	1,916	3,130	Kota Cirebon	1,627	2,953
Cirebon	1,848	5,461	Kota Bekasi	0,417	6,814
Majalengka	1,591	3,824	Kota Depok	0,152	9,502
Sumedang	1,300	2,429	Kota Cimahi	0,620	4,295
Indramayu	1,626	2,986	Kota Tasik Malaya	1,722	1,473
Subang	1,040	9,271	Kota Banjar	1,992	1,628
Purwakarta	0,730	3,096			

Tabel 5. Fungsi logit GWLR dengan fungsi pembobot Adaptive Gaussian Kernel

Kabupaten/Kota	Fungsi Logit GWLR
Bogor	$g(X) = 3,3226 - 0,0008 X_1 + 1,0571 X_2 + 4,8853 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Sukabumi	$g(X) = 3,3053 - 0,0008 X_1 + 1,0357 X_2 - 5,1200 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Cianjur	$g(X) = 3,1912 - 0,0008 X_1 + 1,0657 X_2 - 5,1539 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Bandung	$g(X) = 3,3053 - 0,0007 X_1 + 1,0998 X_2 - 5,3833 e-05 X_3 + 0,0001 X_4$
Garut	$g(X) = 3,1655 - 0,0007 X_1 + 1,1001 X_2 - 5,6781 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Tasikmalaya	$g(X) = 3,1498 - 0,0007 X_1 + 1,1334 X_2 - 5,9272 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Ciamis	$g(X) = 3,1608 - 0,0007 X_1 + 1,1336 X_2 - 5,9382 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Kuningan	$g(X) = 3,1262 - 0,0007 X_1 + 1,1852 X_2 - 5,8915 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Cirebon	$g(X) = 3,1300 - 0,0007 X_1 + 1,2059 X_2 - 5,7253 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Majalengka	$g(X) = 3,1300 - 0,0007 X_1 + 1,1729 X_2 - 5,6348 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Sumedang	$g(X) = 3,3099 - 0,0007 X_1 - 1,1422 X_2 + 5,5048 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Indramayu	$g(X) = 3,3009 - 0,0007 X_1 - 1,2186 X_2 + 5,4030 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Subang	$g(X) = 3,0469 - 0,0007 X_1 - 1,1449 X_2 + 5,2764 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Purwakarta	$g(X) = 3,0393 - 0,0008 X_1 - 1,1212 X_2 + 5,1339 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Karawang	$g(X) = 3,0099 - 0,0008 X_1 - 1,1331 X_2 + 5,0796 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Bekasi	$g(X) = 3,1017 - 0,0008 X_1 - 1,1264 X_2 + 4,8265 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Bandung Barat	$g(X) = 3,1017 - 0,0007 X_1 - 1,0954 X_2 + 5,2905 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Pangandaran	$g(X) = 3,1036 - 0,0007 X_1 - 1,1281 X_2 + 6,2052 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Kota Bogor	$g(X) = 3,1516 - 0,0008 X_1 - 1,0611 X_2 + 4,9351 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Sukabumi	$g(X) = 3,1947 - 0,0008 X_1 - 1,0357 X_2 + 5,1200 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Kota Bandung	$g(X) = 3,1070 - 0,0007 X_1 - 1,0998 X_2 + 5,3833 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Kota Cirebon	$g(X) = 3,1131 - 0,0007 X_1 - 1,1862 X_2 + 5,6061 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Kota Bekasi	$g(X) = 3,1412 - 0,0008 X_1 - 1,1129 X_2 + 4,8470 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Kota Depok	$g(X) = 3,1920 - 0,0008 X_1 - 1,1129 X_2 + 5,6061 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Kota Cimahi	$g(X) = 3,1485 - 0,0008 X_1 - 1,1107 X_2 + 5,0967 e-05 X_3 + 0,0004 X_4$
Kota Tasikmalaya	$g(X) = 3,1485 - 0,0007 X_1 - 1,1207 X_2 + 5,9145 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$
Kota Banjar	$g(X) = 3,2862 - 0,0007 X_1 - 1,1527 X_2 + 6,0748 e-05 X_3 + 0,0005 X_4$

arak Euclidean untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat dengan menggunakan Persamaan (3). Besarnya jarak Euclidean untuk setiap wilayah ini selanjutnya digunakan untuk menentukan matriks pembobot seperti pada Persamaan (4). Matriks pembobot dalam Persamaan (4) yang terbentuk adalah sebanyak 27 matriks yang merepresentasikan masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat. Ukuran matriks untuk masing-masing kabupaten/kota adalah 27×27 . Tabel 4 menyajikan hasil perhitungan jarak Euclidean dan matriks pembobot Kabupaten Bogor dengan kabupaten/kota lain yang ada di Provinsi Jawa Barat.

Nilai $W(u_1, v_1)$ pada Tabel 4 diperoleh menggunakan Persamaan (5). Berdasarkan Tabel 4, dapat dibentuk matriks

pembobot untuk Kabupaten Bogor dengan menggunakan Persamaan (4):

$$W(u_1, v_1) = \text{diag}[w_{11}(u_1, v_1), w_{12}(u_2, v_2), \dots, w_{127}(u_{27}, v_{27})]$$

$$W(u_1, v_1) = \text{diag}[1, 000, 2, 742, \dots, 1, 628],$$

$$\{W(u_1, v_1)\}_{27 \times 27} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 2,742 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1,628 \end{bmatrix}.$$

Nilai 2,742 merupakan nilai pembobot untuk Kabupaten Bogor dengan Sukabumi, sedangkan nilai 1,628 merupakan nilai pembobot untuk Kabupaten Bogor dengan Kota Banjar.

Penduga parameter model GWLR diperoleh untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat. Nilai dugaan ini diperoleh dengan menggunakan matriks pembobot dan fungsi hubung logit seperti pada [Persamaan \(8\)](#):

$$g(x_i) = \ln \left[\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} \quad (8)$$

Solusi dari [Persamaan \(8\)](#) diperoleh menggunakan metode kuadrat terkecil *iterative* terboboti dan komputasi diselesaikan menggunakan *software* R. [Tabel 5](#) menyajikan fungsi logit GWLR dengan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat.

Berdasarkan nilai logit pada [Tabel 5](#), selanjutnya dilakukan pengujian parameter untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap persentase kemiskinan tahun 2022 di wilayah kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat. Hipotesis yang digunakan mengikuti tahapan pada langkah [item 6](#), dengan statistik uji mengikuti [Persamaan \(7\)](#). Secara lengkap hasil pengujian parsial variabel independen untuk masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat disajikan pada [Tabel 6](#).

Tabel 6. Hasil pengujian parameter model GWLR

Wilayah	Variabel signifikan	Wilayah	Variabel signifikan
Bogor	X_1	Karawang	X_1
Sukabumi	X_3	Bekasi	X_1
Cianjur	X_1	Bandung Barat	X_1
Bandung	X_4	Pangandaran	X_1
Garut	X_1	Kota Bogor	-
Tasik Malaya	X_1	Kota Sukabumi	X_4
Ciamis	-	Kota Bandung	-
Kuningan	-	Kota Cirebon	-
Cirebon	X_1	Kota Bekasi	-
Majalengka	X_1	Kota Depok	X_4
Sumedang	X_1	Kota Cimahi	-
Indramayu	-	Kota Tasikmalaya	-
Subang	-	Kota Banjar	-
Purwakarta	X_1, X_4		

Berdasarkan [Tabel 6](#), persentase kemiskinan tahun 2022 di beberapa wilayah kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat dipengaruhi oleh Pengeluaran perkapita. Variabel berikutnya yang cukup berpengaruh terhadap persentase kemiskinan adalah Kepadatan Penduduk dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model GWLR dengan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* menghasilkan parameter yang bersifat lokal di setiap titik (sesuai wilayah kabupaten/kota data kemiskinan tersebut berasal). Variabel independen yang secara signifikan memengaruhi persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2022 adalah pengeluaran perkapita (X_1), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) perkapita (X_3), dan Kepadatan Penduduk (X_4).

Kontribusi Penulis. Nunung Nurhasanah: Penulisan—persiapan draf asli, analisis data. Widiarti: Konseptualisasi, metodologi, penulisan—

review dan pengeditan. Dina Eka Nurvazly: Validasi data, analisis formal. Mustofa Usman: Konseptualisasi, analisis formal. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

Ucapan Terima Kasih. Para penulis menyampaikan terima kasih kepada editor dan reviewer atas pembacaan yang cermat, kritik yang mendalam, dan rekomendasi yang praktis untuk meningkatkan kualitas tulisan ini.

Pembiayaan. Penelitian ini tidak menerima pembiayaan eksternal.

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

Ketersediaan Data. Data yang digunakan pada penelitian ini dapat diakses pada: <https://jabar.bps.go.id/indicator/23/83/1/jumlah-penduduk-miskin.html>.

Referensi

- [1] A. Fotheringham, C. Brunsdon, and M. Charlton, *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. New York: John Wiley & Sons, 2003.
- [2] D. Desriwendi, A. Hoyyi, and T. Wuryandari, "Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) dengan Fungsi Pembobot Fixed Gaussian Kernel dan Adaptive Gaussian Kernel (Studi Kasus: Laju Pertumbuhan Penduduk Provinsi Jawa Tengah)", *Jurnal Gaussian*, vol. 4, no. 2, pp. 193–204, Apr. 2015, doi: [10.14710/j.gauss.4.2.193-204](https://doi.org/10.14710/j.gauss.4.2.193-204).
- [3] B. Lu, M. Charlton, P. Harris, and A.S. Fotheringham, "Geographically weighted regression with a non-Euclidean distance metric: a case study using hedonic house price data," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 28, no. 4, pp. 660–681, Jan. 2014, doi: [10.1080/13658816.2013.865739](https://doi.org/10.1080/13658816.2013.865739).
- [4] R. J. Yuhan and R.H.S. Jeffry, "Metode Geographically Weighted Regression pada Karakteristik Penduduk Hampir Miskin di Kabupaten/kota Pulau Jawa," *Widya Eksakta*, vol. 1, no. 1, p. 249319, 2018.
- [5] M. R. Ikhsanudin and E. Pasaribu, "Modeling the Percentage of Poor Population in Java Island using Geographically Weighted Regression Approach," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 20, no. 1, pp. 229–244, Sep. 2023, doi: [10.20956/j.v20i1.27804](https://doi.org/10.20956/j.v20i1.27804).
- [6] S.H. Daulay and E. Simamora, "Pemodelan Faktor-Faktor Penyebab Kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara menggunakan Metode Geographically Weighted Regression (GWR)," *JURRIMIPA*, vol. 2, no. 1, pp. 47–60, Jan. 2023, doi: [10.55606/jurrimipa.v2i1.646](https://doi.org/10.55606/jurrimipa.v2i1.646).
- [7] P.M. Atkinson, S.E. German, D.A. Sear, and M.J. Clark, "Exploring the Relations Between Riverbank Erosion and Geomorphological Controls Using Geographically Weighted Logistic Regression," *Geographical Analysis*, vol. 35, no. 1, Feb. 2003, doi: [10.1111/j.1538-4632.2003.tb01101.x](https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2003.tb01101.x).
- [8] N.A. Solekha and M.F. Qudratullah, "Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression dengan Fungsi Adaptive Gaussian Kernel Terhadap Kemiskinan di Provinsi NTT," *Jambura Journal Of Mathematics*, vol. 4, no. 1, pp. 17–32, Jan. 2022, doi: [10.34312/jjom.v4i1.11452](https://doi.org/10.34312/jjom.v4i1.11452).
- [9] Q. S. Wardhani, S. S. Handajani, and I. Susanto, "Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat dengan Metode Geographically Weighted Logistic Regression," *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, vol. 14, no. 1, pp. 1–12, Oct. 2022, doi: [10.34123/jurnalasks.v14i2.333](https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v14i2.333).
- [10] W. Wulandari, "Geographically Weighted Logistic Regression dengan Fungsi Kernel Fixed Gaussian pada Kemiskinan Jawa Tengah," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 2, no. 2, pp. 101–112, Nov. 2018, doi: [10.29244/ijsa.v2i2.189](https://doi.org/10.29244/ijsa.v2i2.189).
- [11] N. Pratiwi, Suyitno, and M. Siringoringo, "Penerapan Model Geographically Weighted Logistic Regression Pada Data Status Kesejahteraan Masyarakat di Kalimantan Tahun 2017," *EKSPONENSIAL*, vol. 11, no. 1, pp. 83–92, Jan. 2021, doi: [10.30872/eksponensial.v11i1.648](https://doi.org/10.30872/eksponensial.v11i1.648).
- [12] N. L. Soliha, D. Lestari, and Y. Widyaningsih, "Analisis Faktor-Faktor yang Menjelaskan Kasus AIDS Provinsi Jawa Timur Menggunakan Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 7, no. 1, pp. 37–48, Jun. 2023, doi: [10.21009/JSA.07104](https://doi.org/10.21009/JSA.07104).
- [13] T. P. Maulidina and S. I. Oktora, "Analisis Spasial Keteringgalan Daerah Di Indonesia Tahun 2018 menggunakan Geographically Weighted Logistic Regression," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 4, no. 3, pp. 528–544, Dec. 2020, doi: [10.29244/ijsa.v4i3.690](https://doi.org/10.29244/ijsa.v4i3.690).

-
- [14] BPS, *Data dan Informasi Kemiskinan di Indonesia*, Badan Pusat Statistik, 2022. [Online]. Available: <https://jabar.bps.go.id/pressrelease/2021/07/15/900>.
- [15] D.C. Montgomery, and G.C. Runger, "Applied Statistics and Probability For Engineers", 2nd Edition. New York: John Wiley & Sons, 2011.