



PEMODELAN KASUS KEMISKINAN DI PROVINSI JAWA TIMUR DENGAN ALGORITMA *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION*

**Tantra Pratama Hendarsyah¹⁾, Jauhara Rana Budiani^{2),*}, Nur
Mahmudah²⁾**

^{1,2,3)} *Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas*

Nahdlatul Ulama Sunan Giri

**email: jbudiani@unugiri.ac.id*

Abstrak: Kemiskinan di Jawa Timur pada tahun 2024 mencapai 9,79% dan menunjukkan variasi spasial antar kabupaten/kota. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan status kemiskinan menggunakan pendekatan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR). Data bersumber dari Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur tahun 2024 dengan 38 kabupaten/kota sebagai unit analisis. Variabel prediktor meliputi pengeluaran per kapita, tingkat pengangguran terbuka, rata-rata lama sekolah, tingkat partisipasi angkatan kerja, dan angka harapan hidup. Analisis diawali dengan pengujian autokorelasi spasial dan heterogenitas wilayah, kemudian dilanjutkan dengan pemodelan regresi logistik biner dan GWLR menggunakan pembobot Adaptive Gaussian Kernel dengan pemilihan bandwidth melalui *cross validation*. Kinerja model dievaluasi menggunakan nilai Akaike Information Criterion (AIC) dan akurasi klasifikasi. Hasil menunjukkan bahwa model GWLR memiliki kinerja lebih baik dibandingkan regresi logistik global dengan nilai AIC sebesar 47,99 dan tingkat akurasi sebesar 74%. Variabel rata-rata lama sekolah menjadi faktor paling dominan di sebagian besar wilayah, sementara pengaruh variabel lainnya bersifat spasial dan tidak homogen. Temuan ini menegaskan pentingnya pendekatan klasifikasi berbasis spasial dalam analisis kemiskinan.

Kata Kunci: kemiskinan; Geographically Weighted Logistic Regression; pemodelan spasial; data sosial ekonomi

Abstract: *Poverty in East Java Province in 2024 reached 9.79% and showed spatial variations between districts/cities. This study aims to classify poverty status using the Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) approach. Data sourced from the Central Statistics Agency of East Java Province in 2024 with 38 districts/cities as the unit of analysis. Predictor variables include per capita expenditure, open unemployment rate, average years of schooling, labor force participation rate, and life expectancy. The analysis begins with testing for spatial autocorrelation and regional heterogeneity, then continues with binary logistic regression modeling and GWLR using Adaptive Gaussian Kernel weighting with bandwidth selection through cross-validation. Model performance was evaluated using the Akaike Information Criterion (AIC) value and classification accuracy. The results show that the GWLR model outperforms global logistic regression with an AIC value of 47.99 and an accuracy level of 74%. The average years of schooling variable is the most dominant factor in most regions, while the influence of other variables is spatial and*



non-homogeneous. This finding confirms the importance of a spatial-based classification approach in poverty analysis.

Keywords: poverty; Geographically Weighted Logistic Regression; spatial modeling; socioeconomic data

PENDAHULUAN

Kemiskinan masih menjadi permasalahan utama pembangunan di Indonesia yang bersifat kompleks, multidimensi, dan bersifat spasial, khususnya di Provinsi Jawa Timur yang mencatat angka kemiskinan sebesar 9,79% pada tahun 2024, mendekati ambang batas *Head Core Poverty* sebesar 10% (BPS, 2021). Tingginya jumlah penduduk miskin di wilayah ini menuntut pendekatan analisis yang tidak hanya mempertimbangkan aspek ekonomi, tetapi juga dimensi sosial, pendidikan, kesehatan, dan ketenagakerjaan yang berbeda antarwilayah (Huda et al., 2023).

Kemiskinan merupakan fenomena yang heterogen secara spasial. Heterogenitas spasial dapat memiliki banyak penyebab, termasuk perbedaan geografis, perbedaan budaya, dan kebijakan ekonomi yang berbeda antar wilayah (Amalah & Jaya, 2023). Heterogenitas spasial adalah situasi di mana variabel prediktor yang sama menyebabkan respons yang berbeda di lokasi yang berbeda dalam suatu wilayah. Karena tingkat kemiskinan dan faktor-faktor yang memengaruhinya bervariasi dari satu daerah ke daerah lain, diperlukan model statistik yang memperhitungkan lokasi. Metode yang digunakan untuk memperhitungkan heterogenitas spasial adalah model Geographically Weighted Regression (GWR). GWR membawa regresi global selangkah lebih maju dengan mempertimbangkan pengaruh spasial untuk memperhitungkan heterogenitas spasial (Lu et al., 2024). Pemodelan dengan GWR menghasilkan estimasi parameter yang spesifik untuk setiap area studi.

Model GWR yang menggunakan variable respon dengan bentuk kategori atau biner adalah model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR)(Nurhasanah et al., 2024). GWLR merupakan metode yang dirancang untuk menganalisis data dengan mempertimbangkan faktor spasial pada data multinomial. GWLR merupakan metode yang berfungsi sebagai bentuk lokal dari regresi logistik dan bersifat nonparametrik (Nurahmi & Sirodj, 2025). Metode GWLR mencakup fungsi pembobotan yang digunakan untuk menentukan hubungan relatif antara lokasi pengamatan. Fungsi pembobotan ini bergantung pada lebar pita atau ukuran lingkungan. Bobot setiap lokasi dapat ditentukan berdasarkan jarak Euclidean dan lebar pita yang dihasilkan di setiap lokasi. Langkah yang krusial dan harus dilakukan adalah pemilihan bandwidth dalam proses pemberian bobot (Atkinson et al., 2003).

Pendekatan analisis kemiskinan yang umum digunakan masih didominasi oleh model regresi global yang mengasumsikan hubungan yang homogen antarwilayah. Asumsi ini berpotensi menghasilkan estimasi yang kurang akurat ketika diterapkan pada wilayah dengan karakteristik sosial ekonomi yang beragam seperti Provinsi Jawa Timur. Perbedaan kondisi geografis, struktur ekonomi, tingkat pembangunan manusia, serta akses terhadap pendidikan dan



kesehatan menyebabkan faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan bekerja secara berbeda pada masing-masing kabupaten/kota. Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas GWLR dalam menangkap variasi spasial kemiskinan di berbagai provinsi seperti NTT (Solekha & Qudratullah, 2022). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pemodelan yang mampu menangkap variasi lokal tersebut sehingga hubungan antara variabel sosial ekonomi dan status kemiskinan dapat dianalisis secara lebih realistik dan sesuai dengan konteks spasial wilayah penelitian.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan software Rstudio dan QGIS untuk membuat peta. Sumber pada penelitian ini didapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur tahun 2024. Data mencakup seluruh 38 kabupaten/kota sebagai unit analisis. Variabel yang diteliti terdiri dari satu variabel respon dan lima variabel prediktor. Variabel dependen adalah status kemiskinan, yang dikategorikan secara biner berdasarkan batas *Head Core Poverty* ($\geq 10\% = 1$, kemiskinan tinggi ; $< 10\% = 0$, kemiskinan rendah). Variabel independen meliputi:

- $X_1 = \text{pengeluaran per kapita}$
- $X_2 = \text{tingkat pengangguran terbuka}$
- $X_3 = \text{rata - rata lama sekolah}$
- $X_4 = \text{tingkat partisipasi angkatan kerja}$
- $X_5 = \text{angka harapan hidup}$

Variabel-variabel tersebut digunakan untuk mengukur sejauh mana kondisi sosial ekonomi suatu daerah dapat menjelaskan dan memprediksi status kemiskinan secara spasial di Provinsi Jawa Timur.

Prosedur yang terdapat didalam penelitian ini digunakan untuk model analisis Tingkat kemiskinan di Jawa Timur dengan menggunakan metode *Geographically Weighted logistic Regression* (GWLR). Berikut adalah langkah-langkah dalam menganalisis data dalam penelitian ini:

1. Tahap ini bertujuan mendeskripsikan karakteristik data kemiskinan dari 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2024. Analisis mencakup nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan standar deviasi dari pengeluaran per kapita, TPT, rata-rata lama sekolah, TPAK, dan angka harapan hidup. Variabel dependen tingkat kemiskinan divisualisasikan dengan pemetaan untuk mengetahui persebaran kemiskinan di Provinsi Jawa Timur.
2. Uji asumsi model untuk mengetahui apakah terdapat pola keterkaitan spasial antar wilayah dalam variabel-variabel yang digunakan metode yang digunakan dalam mendeteksi autokorelasi spasial adalah dengan menggunakan indeks Moran's I (Mishra et al., 2021). Persamaan indeks Moran adalah sebagai berikut:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

3. Pengecekan asumsi multikolinieritas. Salah satu kriteria untuk mengetahui apakah terdapat multikolinieritas dengan menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factors*). Terdapat



multikolinieritas apabila nilai VIF > 10 (Harahap, 2022). Fungsi VIF pada koefisien regresi ke- j dirumuskan sebagai berikut:

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

4. Melakukan uji heteroskedastisitas menggunakan Uji *Koenker BP (Breusch-Pagan)* untuk mengetahui apakah dalam model regresi terjadi ketidaksamaan varians residual satu pengamatan ke pengamatan lain (Nurhasanah et al., 2024). Hipotesis yang digunakan adalah:

H_0 : Tidak ada *heterogenitas spasial*,

H_1 : Ada *heterogenitas spasial*.

Statistik uji *Koenker BP* adalah:

$$Koenker BP = nR^2 \sim X_k^2 \quad (3)$$

5. Melakukan uji regresi logistik biner dengan Langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Melakukan penaksiran parameter model regresi logistik biner menggunakan Maximum Likelihood Estimation (MLE) untuk menghitung estimasi parameter (Utami et al., 2024)
 - b. Setelah parameter pada model regresi logistik berhasil diestimasi, tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian untuk menentukan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Pengujian koefisien β dilakukan menggunakan dua jenis pendekatan, yakni uji simultan dan uji parsial.
 - c. Melakukan pengujian signifikansi parameter regresi logistik biner secara serentak dan parsial.
6. Melakukan pemodelan GWLR

GWLR adalah metode pemodelan non-parametrik yang merupakan bentuk lokal dari regresi logistik (Nurahmi & Sirodj, 2025). Model GWLR secara matematis sebagai berikut:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 \quad (5)$$

- a. Menghitung bobot spasial awal pada model GWLR dengan cara mencari jarak Euclidean antara titik i dan lokasi j , jika lokasi j berada pada koordinat (u_i, v_i) (Hastuti, 2022). Salah satu bentuk pembobot yang dihasilkan melalui penggunaan fungsi kernel adalah fungsi jarak Gaussian (*Gaussian Distance Function*)(Amalah & Jaya, 2023). Dimana fungsi pembobotnya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right] \quad (6)$$

- b. Mengestimasi parameter model GWLR menggunakan MLE (Maximum Likelihood Estimation) yang dibantu dengan metode Newton Raphson dengan pembobot *Fixed Gaussian* dan *Adaptive Gaussian*.
- c. Perbandingan antar model regresi global dan GWLR Penentuan model terbaik dengan menggunakan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) pada persamaan (8), model terbaik yang memiliki nilai AIC terkecil (Hastuti, 2022).



$$AIC = -2 \ln(L) + 2k \quad (8)$$

- d. Uji signifikansi antar variabel pada model GWLR dan membuat prediksi klasifikasi tingkat kemiskinan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Analisis statistik deskriptif dilakukan terhadap lima variabel bebas yang digunakan dalam pemodelan, yaitu pengeluaran per kapita (X1), TPT (X2), rata-rata lama sekolah (X3), TPAK (X4), dan angka harapan hidup (X5). Statistik ini mencakup nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan standar deviasi, sebagaimana dirangkum dalam Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Variabel	Min	Max	Mean	Std Deviasi
X1	9.363	18.977	12.287	2.263
X2	1,56	6,49	4,04	1,18
X3	5,07	11,82	8,38	1,66
X4	67,52	86,62	73,67	3,74
X5	67,60	74,91	72,42	1,98

Berdasarkan Tabel 1 variabel pengeluaran per kapita (X1) menunjukkan nilai minimum sebesar 9.363 dan maksimum sebesar 18.977, dengan rata-rata sebesar 12.287 dan standar deviasi sebesar 2.263. Variabel tingkat pengangguran terbuka (X2) memiliki nilai minimum 1,56 dan maksimum 6,49 dengan rata-rata 4,04 serta standar deviasi 1,18. Variabel rata-rata lama sekolah (X3) memiliki nilai minimum 5,07 dan maksimum 11,82, dengan rata-rata 8,38 dan standar deviasi sebesar 0,27. Untuk variabel tingkat partisipasi angkatan kerja (X4), nilai minimum tercatat sebesar 67,52 dan maksimum 86,62, dengan nilai rata-rata sebesar 73,67 dan standar deviasi 3,74. Terakhir, angka harapan hidup (X5) memiliki nilai minimum sebesar 67,60 dan maksimum 74,91, dengan rata-rata 72,42 dan standar deviasi sebesar 1,98.

Pengujian *Moran's I* mengetahui apakah terdapat pola keterkaitan spasial antar wilayah dalam variabel-variabel yang digunakan. Tabel 2 merupakan hasil pengujian autokorelasi, terdapat keterkaitan spasial yang signifikan antar wilayah dalam setiap variabel yang diuji.

Tabel 2. Uji Autokorelasi

Variabel	Moran_I	P_value	Keterangan
X1	0,2287	0,0100	Signifikan
X2	0,2888	0,0017	Signifikan
X3	0,2871	0,0017	Signifikan
X4	0,3285	0,0017	Signifikan
X5	0,5335	0,0017	Signifikan



Salah satu cara untuk mengetahui apakah terjadi multikolonieritas pada suatu model yaitu dengan menggunakan nilai VIF seperti pada Tabel 3 di bawah ini. Apabila nilai VIF > 10 maka terdapat gejala multikolonieritas.

Tabel 3. Uji Multikolonieritas

Variabel	Nilai VIF	Keterangan
X1	4,05	Non Multikolonieritas
X2	2,04	Non Multikolonieritas
X3	4,78	Non Multikolonieritas
X4	2,08	Non Multikolonieritas
X5	2,08	Non Multikolonieritas

Pada Tabel 3 nilai VIF untuk kelima peubah predictor bernilai kurang dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolinieritas pada data.

Regresi logistik memodelkan antara variabel prediktor terhadap variabel respon biner, yaitu tingkat kemiskinan (kemiskinan tinggi = 1, kemiskinan rendah = 0). Uji simultan pada Tabel 4 di bawah bertujuan untuk menguji apakah seluruh variabel prediktor secara bersamaan berpengaruh pada variabel respon. Hipotesis diuji menggunakan statistik *Likelihood Ratio Test* (LRT):

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0 \text{ (tidak ada pengaruh)}$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0 \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, k$$

Tabel 4. Uji Simultan

	LRT	P-value
<i>Likelihood Ratio Test</i>	15,492	0,008456

Oleh karena p-value $< 0,05$, maka H_0 ditolak. Artinya, variabel-variabel prediktor secara simultan berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan. Model regresi logistic layak digunakan. Uji parsial (uji *wald*) digunakan untuk mengevaluasi pengaruh variabel secara terpisah terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan dalam uji Wald adalah:

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Berikut diberikan hasil perhitungan uji *Wald* untuk masing-masing variabel prediktor pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Hasil Uji Parsial (Uji Wald)

Variabel	Koefisien	Wald	P-value	Ket
Intercept	0,079282	0,00	0,980	Tidak Signifikan
X1	-0,000031	0,19	0,660	Tidak Signifikan
X2	-0,029230	0,10	0,750	Tidak Signifikan
X3	0,171741	2,48	0,130	Tidak Signifikan
X4	-0,028709	0,95	0,340	Tidak Signifikan



X5	0,022834	0,16	0,690	Tidak Signifikan
----	----------	------	-------	------------------

Berdasarkan Tabel 5 di atas, seluruh variabel memiliki *p*-value $> 0,05$, sehingga tidak ada satupun yang signifikan secara individu. Dengan demikian, meskipun model signifikan secara simultan, tidak ada variabel yang berpengaruh secara parsial.

Uji heteroskedastisitas digunakan untuk mengetahui apakah varian berbeda dari satu observasi ke observasi lain. Hasil uji heteroskedastisitas dengan uji Koenker BP dengan hasil pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Hasil Uji heteroskedastisitas

Koenker BP	Nilai	P-value
	9,977	0,036

Berdasarkan Tabel 4, hasil uji *Koenker BP* menunjukkan nilai 9,977 dengan signifikansi 0,036. Karena nilai tersebut lebih kecil dari alpha 5%, maka keputusan yang diambil adalah menolak H_0 . Hal ini mengindikasikan adanya efek spasial atau perbedaan ragam antar Kabupaten/Kota di Jawa Timur.

Dalam analisis *Geographically Weighted Logistic Regression* (GWLR) diperlukan matriks pembobot untuk menghasilkan estimasi parameter yang berbeda di setiap wilayah observasi. Pembobot ini ditentukan melalui fungsi kernel, yang membutuhkan nilai *bandwidth* sebagai komponen utama perhitungannya. Pada penelitian ini, penentuan nilai *bandwidth* optimal dilakukan menggunakan metode *Cross Validation* (CV) agar diperoleh hasil estimasi yang paling akurat berdasarkan data lokal pada setiap kabupaten/kota di Jawa Timur pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Pemilihan Pembobot GWLR

Fungsi Pembobot	Nilai CV Minimum	Bandwidth	Nilai AIC
Regressi Logistik Global	-	-	48,760
Fixed Gaussian	8,261	17,334	48,672
Adaptive Gaussian	8,299	30	47,990

Tabel 7 menunjukkan perbandingan dua fungsi pembobot, yaitu *fixed Gaussian* dan *adaptive Gaussian*. Meskipun *fixed Gaussian* memiliki nilai CV lebih kecil (8,261182), model dengan *adaptive Gaussian* menghasilkan nilai AIC yang lebih rendah (47,99066), menandakan model yang lebih baik secara keseimbangan kompleksitas dan ketepatan. Oleh karena itu, pembobot *adaptive Gaussian* dengan bandwidth 30 dipilih sebagai yang optimal dalam pemodelan GWLR.

Setelah ditentukan fungsi pembobot terbaik, dilakukan estimasi parameter GWLR menggunakan *Adaptive Gaussian Kernel* pada 38 kabupaten/kota di Jawa Timur pada Tabel 8 berikut.



Tabel 8. Estimasi Parameter GWLR

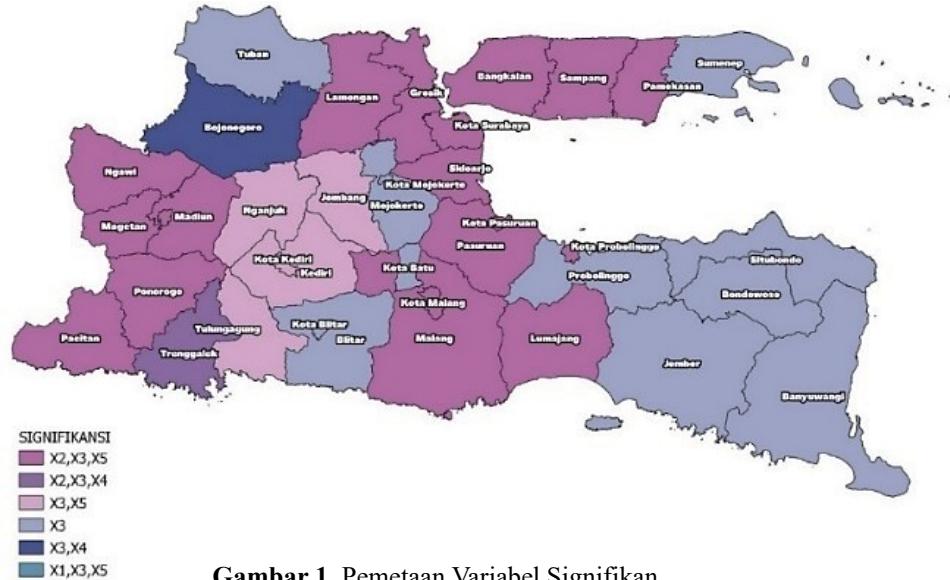
Parameter	Min	Kuartil 1	Median	Kuartil 3	Maks
Intercept	-161,540	-119,730	-96,289	-75,191	-0,4440
X1	0,00016217	0,00024759	0,00031801	0,00036000	0,0004
X2	-0,091098	0,26932	0,50435	0,61834	0,7430
X3	10,160	10,593	11,612	12,010	12,278
X4	0,098032	0,17267	0,23875	0,26321	0,2816
X5	0,055719	0,19863	0,27962	0,34534	0,3982

Hasil menunjukkan bahwa seluruh variabel memiliki koefisien positif di sebagian besar wilayah. X1 (pengeluaran per kapita) dan X3 (lama sekolah) konsisten memberikan pengaruh positif terhadap penurunan kemiskinan. X2 (pengangguran) menunjukkan variasi pengaruh, namun mayoritas wilayah cenderung positif. X4 (TPAK) dan X5 (harapan hidup) juga berkontribusi menurunkan kemiskinan. Setelah dilakukan proses estimasi parameter dalam pemodelan (GWLR) dengan menggunakan fungsi pembobot *Adaptive Gaussian Kernel*, diperoleh model yang bersifat lokal untuk setiap kabupaten/kota.

Tabel 9. Variabel Signifikan Setiap Wilayah

Variabel Signifikan	Kabupaten/Kota
Pengeluaran per Kapita, RLS, AHH	Bojonegoro
TPT, RLS, TPAK	Bangkalan, Gresik, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, Kota Surabaya, Lumajang, Malang, Pamekasan, Sidoarjo
TPT, RLS, AHH	Kota Madiun, Magetan, Ngawi, Pacitan, Pasuruan, Ponorogo, Sampang, Lamongan
RLS, TPAK	Banyuwangi, Blitar, Bondowoso, Jember, Kota Batu, Kota Blitar, Kota Mojokerto, Situbondo, Sumenep, Mojokerto, Probolinggo, Tuban
RLS	Jombang, Kediri, Kota Kediri, Nganjuk, Tulungagung

Berdasarkan pada Tabel 9, hasilnya dapat ditampilkan sebagai peta pengelompokan kabupaten/kota di Jawa Timur berdasarkan pengaruh variabel prediktor terhadap tingkat kemiskinan, dengan pemodelan GWLR menggunakan fungsi kernel Adaptive Gaussian.



Gambar 1. Pemetaan Variabel Signifikan

Gambar 1 pemetaan variabel signifikan memperlihatkan klasifikasi kabupaten/kota berdasarkan variabel prediktor yang signifikan memengaruhi tingkat kemiskinan menurut hasil pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR). Mayoritas wilayah menunjukkan pengaruh kuat dari rata-rata lama sekolah, yang mempertegas peran strategis pendidikan dalam mengentaskan kemiskinan. Selain itu, variabel seperti tingkat pengangguran terbuka dan TPAK juga menjadi faktor penting yang berkontribusi di banyak wilayah. Satu wilayah yang menonjol adalah Kabupaten Bojonegoro, di mana ketiga aspek utama—ekonomi (pengeluaran per kapita), pendidikan, dan kesehatan (angka harapan hidup)—terbukti signifikan, mencerminkan kompleksitas faktor yang memengaruhi kemiskinan di daerah tersebut.

Berdasarkan hasil pemodelan yang telah dilakukan, diperoleh klasifikasi wilayah di Provinsi Jawa Timur ke dalam dua kategori, yaitu wilayah dengan prediksi tergolong kemiskinan tinggi (1) dan wilayah kemiskinan rendah (0). Adapun hasil prediksi tersebut ditampilkan pada Tabel 10 berikut.

Tabel 10. Hasil Prediksi Kemiskinan di Jawa Timur

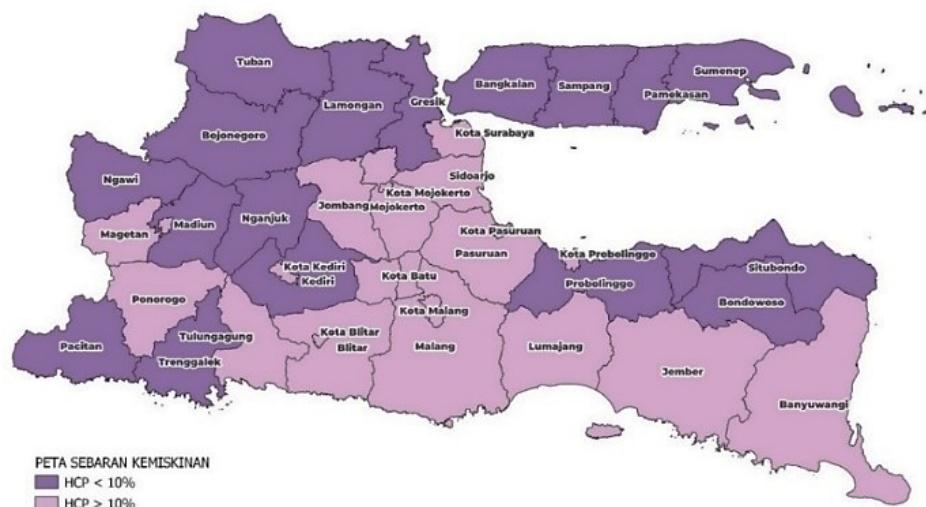
Klasifikasi Kemiskinan	Wilayah
Kemiskinan Tinggi (1)	Tulungagung, Kediri, Malang, Jember, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Gresik, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu
Kemiskinan Rendah (0)	Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Blitar, Lumajang, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Madiun,

Klasifikasi Kemiskinan

Wilayah

Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep

Berdasarkan Tabel 10 dapat divisualisasikan dalam bentuk mapping prediksi di Kabupaten/Kota Jawa Timur menggunakan pemodelan GWLR pada fungsi kernel Adaptive Gaussian.



Gambar 2. Pemetaan Prediksi Kemiskinan di Jawa Timur

Peta sebaran kemiskinan menggambarkan kondisi kemiskinan kronis (HCP) di Jawa Timur dengan batas 10%. Wilayah berwarna ungu tua menunjukkan daerah dengan $HCP < 10\%$ artinya kemiskinan rendah, sedangkan ungu muda menandai daerah dengan $HCP > 10\%$ artinya kemiskinan tinggi. Umumnya, wilayah utara dan barat seperti Bojonegoro, Lamongan, Bangkalan, serta kota-kota seperti Surabaya dan Kediri memiliki tingkat kemiskinan yang rendah. Sebaliknya, daerah selatan dan timur seperti Pacitan, Trenggalek, Jember, dan Banyuwangi menunjukkan kemiskinan lebih tinggi, didominasi oleh kawasan non-perkotaan dengan akses terbatas. Sebaran ini menegaskan bahwa kemiskinan cenderung terkonsentrasi di wilayah dengan pembangunan dan akses ekonomi yang rendah, sehingga diperlukan kebijakan yang berbasis wilayah.

Tabel 11. Cofusion Matrix

Tabel 11. Confusion Matrix			
Prediksi	Kemiskinan		Akurasi
	Tinggi	Rendah	
Kemiskinan Tinggi	15	6	
Kemiskinan Rendah	3	14	74%



Berdasarkan matriks klasifikasi pada Tabel 11 di atas, dari total 38 kabupaten/kota yang diamati, model berhasil mengklasifikasikan 15 wilayah kemiskinan tinggi dan 14 wilayah kemiskinan rendah secara benar. Sementara itu, terdapat 6 wilayah yang sebenarnya miskin tinggi tetapi diprediksi sebagai miskin rendah, serta 3 wilayah yang sebenarnya miskin rendah namun diprediksi sebagai miskin tinggi. Dengan demikian, tingkat akurasi model sebesar 74% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan status kemiskinan dengan tingkat ketepatan yang cukup baik. Hasil ini mengindikasikan bahwa pendekatan GWLR memiliki kemampuan prediksi yang memadai dalam membedakan wilayah dengan kemiskinan tinggi dan rendah, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi yang mencerminkan kompleksitas dan heterogenitas karakteristik kemiskinan antarwilayah di Provinsi Jawa Timur.

Pembahasan

Pembahasan hasil penelitian ini menegaskan adanya heterogenitas spasial dalam faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Heterogenitas ini tercermin dari perbedaan variabel yang signifikan pada masing-masing wilayah, yang tidak dapat ditangkap secara memadai oleh model regresi logistik global. Temuan ini mengonfirmasi keunggulan pendekatan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) dalam memodelkan fenomena sosial ekonomi yang bersifat lokal dan kontekstual.

Variabel rata-rata lama sekolah (RLS) menjadi faktor yang paling dominan dan signifikan di hampir seluruh wilayah Jawa Timur. Secara struktural, pendidikan berperan sebagai modal manusia utama yang memengaruhi akses terhadap pasar kerja, produktivitas, serta peluang memperoleh pendapatan yang layak. Kabupaten/kota dengan RLS rendah umumnya didominasi oleh sektor informal dan pertanian tradisional, sehingga lebih rentan terhadap kemiskinan. Dominasi pengaruh RLS ini menjelaskan mengapa sebagian besar wilayah menunjukkan sensitivitas yang tinggi terhadap perubahan tingkat pendidikan, sejalan dengan temuan (Syarifah et al., 2018) dan (Wulandari, 2018).

Temuan bahwa Kabupaten Bojonegoro memiliki tiga variabel signifikan, yakni pengeluaran per kapita, RLS, dan angka harapan hidup yang menunjukkan karakteristik ekonomi yang khas. Bojonegoro merupakan daerah penghasil minyak dan gas bumi, yang menciptakan ketimpangan ekonomi internal antara masyarakat yang terlibat langsung dalam sektor migas dan masyarakat di sektor non-migas. Kondisi ini menyebabkan pengeluaran per kapita dan aspek kesehatan menjadi faktor pembeda yang signifikan dalam menentukan status kemiskinan, berbeda dengan wilayah lain yang lebih homogen secara ekonomi.

Wilayah yang diprediksi memiliki kemiskinan tinggi umumnya berada di kawasan selatan dan timur Jawa Timur, yang secara struktural dicirikan oleh keterbatasan infrastruktur, akses pendidikan, serta peluang kerja formal. Sebaliknya, wilayah dengan kemiskinan rendah cenderung berada di kawasan utara dan wilayah perkotaan, yang memiliki akses ekonomi dan fasilitas publik yang lebih baik. Pola spasial ini menunjukkan bahwa kemiskinan di Jawa Timur tidak hanya dipengaruhi oleh faktor individu, tetapi juga oleh kondisi struktural dan geografis wilayah.



SIMPULAN

Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) dengan fungsi pembobot Adaptive Gaussian Kernel menunjukkan kinerja terbaik dibandingkan regresi logistik global dengan nilai AIC sebesar 47,99, menegaskan pentingnya pendekatan lokal dalam menangkap heterogenitas spasial kemiskinan di Provinsi Jawa Timur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata lama sekolah merupakan variabel paling dominan dan signifikan di hampir seluruh kabupaten/kota, sementara variabel sosial ekonomi lainnya menunjukkan pengaruh yang bervariasi antarwilayah, dengan Kabupaten Bojonegoro mencerminkan kompleksitas faktor kemiskinan akibat karakteristik ekonomi berbasis sumber daya alam. Berdasarkan hasil klasifikasi, sebanyak 18 wilayah diprediksi tergolong kemiskinan tinggi dan 20 wilayah kemiskinan rendah, sehingga temuan ini menegaskan perlunya kebijakan penanggulangan kemiskinan yang berbasis wilayah. Penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah sampel, ketercakupan variabel, dan penggunaan klasifikasi biner, sehingga penelitian selanjutnya disarankan menambahkan variabel struktural dan pendekatan klasifikasi yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Amalah, R., & Jaya, A. K. (2023). *Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression dengan Metode Ridge*. 4(2), 130–143. <https://doi.org/10.20956/ejsa.v4i2.12250>
- Atkinson, P. M., German, S. E., Sear, D. A., & Clark, M. J. (2003). Exploring the Relations Between Riverbank Erosion and Geomorphological Controls Using Geographically Weighted Logistic Regression. *Geographical Analysis*, 35(1), 58–82. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2003.tb01101.x>
- BPS. (2021). *Profil Kemiskinan di Indonesia Maret 2021* (Berita Resmi Statistik No. No. 53/07/Th. XXIV; Profil Kemiskinan Di Indonesia Maret 2021). Badan Pusat Statistika.
- Harahap, R. N. (2022, March 22). *Implementasi Geographically Weighted Regression (GWR) Dan Mixed Geographically Weighted Regresion (MGWR) Dalam Perhitungan Jumlah Penduduk Miskin*. Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia.
- Hastuti, T. (2022). *Penerapan Model Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) Dengan Fungsi Pembobot Adaptive Gaussian Kernel Pada Data Kemiskinan Di Indonesia*. 1–29.
- Huda, A. C., Az-Zahra, A., Yasmin, F. P., Ningrum, I. W. K., Putra, W. S., & Budiasih, B. (2023). Analisis Regresi Spasial Persentase Kemiskinan di Kawasan Timur Indonesia Tahun 2022. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2023(1), 747–756. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2023i1.1792>
- Lu, B., Charlton, M., Harris, P., & Fotheringham, A. S. (2024). Geographically weighted regression with a non-Euclidean distance metric:a case study using hedonic house



- pricedata. *International Journal of GeographicalInformation Science*, 28((4)), 660–681. <https://doi.org/10.1080/13658816.2013.865739>
- Maulidina, T. P., & Oktora, S. I. (2020). ANALISIS SPASIAL KETERTINGGALAN DAERAH DI INDONESIA TAHUN 2018 MENGGUNAKAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 4(3), 528–544. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v4i3.690>
- Mishra, V. N., Kumar, V., Prasad, R., & Punia, M. (2021). Geographically Weighted Method Integrated with Logistic Regression for Analyzing Spatially Varying Accuracy Measures of Remote Sensing Image Classification. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. *J Indian Soc Remote Sens*, 49, 1189–1199. <https://doi.org/10.1007/s12524-020-01286-2>
- Nurahmi, A., & Sirodj, D. A. N. (2025). Metode Geographically Weighted Logistic Regression untuk Memodelkan Kasus Kemiskinan di Indonesia Tahun 2022. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 8(1), 13–25. <https://doi.org/10.13057/ijas.v8i1.92564>
- Nurhasanah, N., Widiarti, W., Nurvazly, D. E., & Usman, M. (2024). Penerapan Model Geographically Weighted Logistic Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive Gaussian Kernel pada Data Kemiskinan. *Jambura Journal of Mathematics*, 6(2), 204–211. <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i2.26504>
- Pratiwi, L. P. S., & Wijaya, I. M. P. P. (2025). Geographically Weighted Logistic Regression Modeling on the Spread of Dengue Fever in Bali Province. *Statistika*, 25(1). <https://doi.org/10.29313/statistika.v25i1.5852>
- Rustan, S., Tiro, M. A., & Bustan, M. N. (2019). Model Regresi Logistik Terboboti Geografis pada Status Kemiskinan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2016. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, 1(3), 87. <https://doi.org/10.35580/variantsium14624>
- Solekha, N. A., & Qudratullah, M. F. (2022). Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression dengan Fungsi Adaptive Gaussian Kernel Terhadap Kemiskinan di Provinsi NTT. *Jambura Journal of Mathematics*, 4(1), 17–32. <https://doi.org/10.34312/jjom.v4i1.11452>
- Syarifah, L., Andriani, P., Rizka, N., Puspitasari, R. D., & Chamidah, N. (2018). Modeling of Poverty Rate in Indonesian Using Geographically Weighted Logistic Regression for Supporting the Sustainable Development Goals Program in 2030: *Proceedings of the 2nd International Conference Postgraduate School*, 935–938. <https://doi.org/10.5220/0007554309350938>
- Utami, M., Islamiyati, A., & Thamrin, S. A. (2024). Pendugaan Koefisien Regresi Logistik Biner Menggunakan Algoritma Least Angle Regression. *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, 75–83. <https://doi.org/10.20956/ejsa.v5i1.12489>
- Wulandari, W. (2018). GEOGRAPHICALLY WEIGHTED LOGISTIC REGRESSION DENGAN FUNGSI KERNEL FIXED GAUSSIAN PADA KEMISKINAN JAWA



Leibniz: Jurnal Matematika
Januari 2026
Vol. 6 No. 01 Hal. 55-68
e-ISSN: 2775-2356
<https://ejurnal.unisap.ac.id/leibniz/index>

TENGAH. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 2(2), 101–112.
<https://doi.org/10.29244/ijsa.v2i2.189>