

## Metode Geographically Weighted Logistic Regression untuk Memodelkan Kasus Kemiskinan di Indonesia Tahun 2022

Ane Nurahmi, Dwi Agustin Nuriani Sirodj\*

Program Studi Statistika, Universitas Islam Bandung, Bandung, Indonesia

\*Corresponding author: [dwi.agustinnuriani@unisba.ac.id](mailto:dwi.agustinnuriani@unisba.ac.id)

### Abstrak

Geographically weighted logistic regression (GWLR) merupakan pengembangan dari model regresi logistik yang dirancang untuk menganalisis data spasial dengan variabel dependen kategorik. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan kasus kemiskinan di Indonesia pada tahun 2022 menggunakan fungsi pembobot adaptive gaussian kernel serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhinya. Hal ini penting mengingat garis kemiskinan nasional Indonesia (Rp 535.547/kapita/bulan) masih berada di bawah standar Bank Dunia (Rp 962.130/kapita/bulan). Tingkat kemiskinan di Indonesia menunjukkan variasi yang tinggi antarwilayah, yang dipengaruhi oleh perbedaan kondisi geografis dan karakteristik sosial ekonomi setempat. Dengan demikian, hubungan antara variabel-variabel penentu kemiskinan bersifat lokal dan bervariasi secara spasial. Pendekatan GWLR lebih tepat digunakan dibandingkan regresi logistik klasik karena mampu mengakomodasi heterogenitas spasial melalui pembobotan geografis. Kategori provinsi miskin ditetapkan berdasarkan nilai head count index sebagai variabel dependen. Variabel independen yang dianalisis meliputi pengeluaran per kapita disesuaikan, tingkat pengangguran terbuka, dan upah minimum provinsi. Melalui penggunaan fungsi pembobot adaptive gaussian kernel, diperoleh 34 model GWLR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa upah minimum provinsi berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan pada delapan provinsi: Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, dan Kalimantan Timur.

*Geographically weighted logistic regression (GWLR) is a development of logistic regression for spatial data with a categorical dependent variable. The research aims to model poverty cases in Indonesia in 2022 using the adaptive gaussian kernel weighting function and the factors that influence it, considering that Indonesia's poverty line is IDR 535,547/capita/month lower than the World Bank standard, IDR 962,130/capita/month. Poverty levels in Indonesia vary between regions due to different contributing factors based on geographical and socioeconomic conditions. Therefore, the relationship between variables that determine poverty is local and varies spatially, making the geographically weighted logistic regression (GWLR) method more appropriate than logistic regression because it is able to capture differences in influence between regions through geographical weighting. The poor province category is based on the head count index value as the dependent variable. The dependent variables are adjusted per capita expenditure, open unemployment rate, and provincial minimum wage. By using the adaptive gaussian kernel weighting function, 34 models were obtained. The provincial minimum wage has a significant effect on poverty cases in Indonesia in 8 provinces, namely the Provinces of Central Java, DI Yogyakarta, East Java, Bali, West Nusa Tenggara, Central Kalimantan, South Kalimantan and East Kalimantan.*

**Kata kunci:** adaptive gaussian; geographically weighted logistic regression; kemiskinan

**Keywords:** adaptive gaussian; geographically weighted logistic regression; poverty

This is an open access article under  
the [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)



### How to Cite:

A. Nurahmi and D. A. N. Sirodj, "Metode geographically weighted logistic regression untuk memodelkan kasus kemiskinan di Indonesia tahun 2022," *Indonesian Journal of Applied Statistics*, vol. 8, no. 1, pp. 77-87, 2025, doi: 10.13057/ijas.v8i1.92564.

## 1. PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan teknik statistik untuk menganalisis pengaruh satu atau lebih variabel independen terhadap variabel dependen. Meskipun regresi sederhana dan berganda umumnya

digunakan untuk variabel dependen kontinu, realitas menunjukkan bahwa variabel dependen terkadang bersifat kategorikal. Dalam kasus seperti ini, regresi logistik menjadi metode yang tepat [1]. Regresi logistik biner diaplikasikan ketika variabel dependen hanya memiliki dua kategori, biasanya dikodekan sebagai 0 dan 1 [2].

Analisis regresi umumnya mengabaikan konteks geografis, menganggap observasi tidak terkait dengan lokasi tertentu [3]. Ketika meneliti data yang melibatkan informasi geografis, perlu mempertimbangkan adanya heterogenitas spasial atau pengaruh karakteristik lokal yang unik di setiap lokasi [4]. Heterogenitas spasial ini mengacu pada fenomena di mana variabel bebas yang identik dapat menghasilkan dampak yang berbeda-beda di lokasi yang berlainan dalam area penelitian. Dalam konteks analisis regresi spasial, kondisi yang diamati pada suatu lokasi tertentu berkaitan erat dengan kondisi yang diamati pada lokasi sekitarnya, hubungan ini disebut sebagai efek spasial. Untuk mengatasi keterbatasan ini, dikembangkan metode seperti *geographically weighted regression* (GWR) dan *geographically weighted logistic regression* (GWLR). GWR diaplikasikan pada variabel dependen kuantitatif, sementara GWLR untuk variabel dependen kualitatif. Keduanya memperhitungkan heterogenitas spasial dalam analisis. Analisis regresi dan regresi spasial memiliki perbedaan pada penaksiran parameter. Analisis regresi menggunakan nilai penaksiran parameter yang seragam dan berlaku secara umum. Sebaliknya, pada regresi spasial setiap lokasi pengamatan memiliki nilai penaksiran parameter berbeda atau bersifat lokal [5].

GWLR adalah metode yang dikembangkan dari regresi logistik untuk menganalisis data spasial dengan variabel dependen kategorik [4]. GWLR mengasumsikan variabel dependen mengikuti distribusi binomial. Dalam studi ini, penaksiran parameter menggunakan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) yang diselesaikan melalui iterasi Newton-Raphson. Setiap titik pengamatan memiliki penaksiran parameter yang dihitung dengan memasukkan pembobot spasial berdasarkan fungsi pembobot tertentu. Bobot GWLR ditentukan oleh kedekatan antar wilayah, di mana wilayah yang lebih dekat memiliki bobot pengaruh yang lebih besar [6]. Dalam menentukan elemen matriks pembobot, model ini menerapkan fungsi kernel. Ada dua jenis fungsi kernel: *adaptive*, yang menghasilkan *bandwidth* bervariasi untuk setiap area, dan *fixed*, yang menggunakan *bandwidth* seragam [5]. Terdapat tiga jenis fungsi pembobot kernel: *gaussian*, *bisquare*, dan *tricube*. Studi ini memilih fungsi *adaptive gaussian kernel* sebagai pembobot yang dipilih berdasarkan studi sebelumnya [7], yang menunjukkan keunggulannya dibanding fungsi lainnya. Untuk menentukan *bandwidth* optimum, GWLR memanfaatkan metode *Cross Validation* (CV). *Bandwidth* dianggap optimum ketika nilai *h* menghasilkan CV terendah [8]. Sementara itu, keunggulan model dinilai berdasarkan *corrected akaike information criterion* (AICc), dibandingkan dengan model regresi logistik, model GWLR menunjukkan kinerja terbaik, yang ditandai dengan nilai AICc terendah [9].

Masalah kemiskinan dapat dianalisis menggunakan pendekatan statistika spasial [8]. Kemiskinan didefinisikan sebagai situasi di mana individu tidak dapat mencukupi kebutuhan pokoknya seperti tempat tinggal, pakaian, makanan, kesehatan, dan pendidikan. Aspek spasial kemiskinan terlihat dari bagaimana kondisi kemiskinan di suatu wilayah dapat memengaruhi wilayah-wilayah di sekitarnya. Kemiskinan masih menjadi isu krusial di Indonesia. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, tingkat kemiskinan yang diukur dari persentase penduduk miskin di Indonesia mengalami fluktuasi selama beberapa tahun terakhir. Pada tahun 2018, tingkat kemiskinan menurun sebesar 0,46% dan turun kembali sebesar 0,44% pada tahun 2019. Namun, pada tahun 2020 terjadi kenaikan paling tinggi sebesar 0,97%, kemudian menurun 0,48% pada 2021, dan pada 2022 menurun tipis sebesar 0,14%, yang menunjukkan laju penurunan lebih lambat dibandingkan tahun-tahun sebelumnya. Pada tahun 2022, Bank Dunia (*World Bank*) menetapkan ambang batas kemiskinan global sebesar US\$2,15/orang/hari, atau sekitar Rp962.130,00/orang/bulan. Sementara itu, data BPS Indonesia untuk tahun yang sama menunjukkan garis kemiskinan nasional hanya sebesar Rp535.547,00/kapita/bulan, jauh di bawah standar Bank Dunia.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model GWLR dengan pembobot *fixed gaussian kernel* menghasilkan temuan bahwa tingkat pengangguran terbuka berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan di 10 provinsi di Indonesia tahun 2020 yaitu Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, DKI Jakarta, dan Banten [6]. Selain itu model GWLR dengan pembobot *adaptive gaussian kernel* menunjukkan faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan di NTT tahun 2019 bersifat lokal dan berbeda di 22 lokasi pengamatan, meliputi PDRB per kapita, penerimaan Program Indonesia Pintar, dan proyeksi laju pertumbuhan penduduk [3]. Berdasarkan situasi ini, peneliti bermaksud untuk memodelkan kasus kemiskinan di Indonesia pada tahun 2022 menggunakan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* beserta faktor-faktor yang memengaruhinya.

## 2. METODE

Studi ini memanfaatkan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Indonesia untuk tahun 2022. Klasifikasi provinsi ke dalam kategori miskin sebagai variabel dependen mengacu pada studi sebelumnya [6], [10]. Data koordinat provinsi (*latitude* dan *longitude*) diperoleh dari *shapefile* (SHP) yang diunduh dari situs *global administrative areas* (GADM). Situs GADM merupakan database yang menyediakan data batas wilayah administratif di seluruh dunia, mulai dari tingkat negara, provinsi, hingga kabupaten/kota. Adapun variabel penelitian diuraikan dalam Tabel 1.

**Tabel 1.** Data penelitian

| Variabel   | Nama Variabel                                                            | Skala   | Keterangan                                                  |
|------------|--------------------------------------------------------------------------|---------|-------------------------------------------------------------|
| Dependen   | Kategori provinsi miskin berdasarkan nilai <i>Head Count Index</i> (HCI) | Nominal | 1 = Miskin =<br>Persentase penduduk miskin $\geq 9,57\%$    |
|            |                                                                          |         | 0 = Tidak Miskin =<br>Persentase penduduk miskin $< 9,57\%$ |
| Independen | Pengeluaran per Kapita Disesuaikan                                       | Rasio   | Ribu Rupiah/<br>Orang/Tahun                                 |
|            | Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)                                       | Rasio   | Persen                                                      |
|            | Upah Minimum Provinsi (UMP)                                              | Rasio   | Rupiah                                                      |

Metode analisis yang digunakan adalah GWLR, dengan bantuan *software* R untuk pemrosesan data dan QGIS untuk visualisasi peta variabel signifikan. Tahapan analisis meliputi:

1. Analisis deskriptif variabel dependen menggunakan diagram batang untuk mengetahui provinsi yang miskin dan tidak miskin. Kemudian melakukan perhitungan rata-rata, standar deviasi, nilai maksimum, serta minimum dari tiap-tiap variabel independen
2. Setelah itu, dilakukan pengujian asumsi heterogenitas spasial. Asumsi yang harus terpenuhi adalah terdapat heterogenitas spasial.

Hipotesis:

$H_0$  : Tidak terdapat heterogenitas spasial

$H_1$  : Terdapat heterogenitas spasial

Statistik uji *Breusch-Pagan* (BP) diberikan oleh persamaan (1) [11]:

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

dimana  $\mathbf{f} = (f_1 \ f_2 \ \dots \ f_n)^T$  dengan  $f_i = \left( \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \right)$ ;  $i = 1, 2, \dots, n$

dengan  $e_i = y_i - \hat{y}_i$  dan  $\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2}{N}$

Tolak  $H_0$  jika nilai  $BP > \chi^2_{(\alpha;3)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  dengan  $db$  adalah derajat kebebasan atau banyaknya variabel independen.

3. Melakukan perhitungan jarak *euclidean* antara lokasi ke- $i$  dan lokasi ke- $j$  berdasarkan titik koordinat provinsi di Indonesia menggunakan persamaan (2) [12]:

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

4. Memilih *bandwidth* optimum dengan metode CV yang diberikan oleh persamaan (3) [8].

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2 \quad (3)$$

*Bandwidth* ( $h$ ) yang optimum adalah *bandwidth* dengan CV terkecil.

5. Kemudian, menggunakan fungsi *adaptive gaussian kernel* dihitung matriks pembobot pada masing-masing lokasi menggunakan persamaan (4) dengan memasukkan jarak *euclidean* dan *bandwidth* untuk setiap lokasi [5].

$$w_{ij}(u_i, v_i) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right] \quad (4)$$

6. Menentukan model GWLR yaitu sebagai berikut [8]:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_1 + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}{1 + \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_1 + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k)}; i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

Fungsi logit dari persamaan (5) yaitu [8]:

$$g(x_i) = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_1 + \dots + \beta_k(u_i, v_i)x_k; i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

Fungsi logit didefinisikan sebagai fungsi matematika yang mengubah nilai probabilitas menjadi logaritma *odds* (peluang).

7. Melakukan penaksiran parameter model GWLR memakai MLE dengan tahapan sebagai berikut: Proses penaksiran dimulai dengan menyusun fungsi *likelihood* berdasarkan perkalian fungsi peluang distribusi Bernoulli [8].

$$L(\beta(u_i, v_i)) = \prod_{i=1}^n \pi(x)^{y_i} [1 - \pi(x)]^{1-y_i} \quad (7)$$

Kemudian, fungsi ini ditransformasi menjadi *log-likelihood* dengan menerapkan logaritma natural. Model GWLR memiliki karakteristik lokal, di mana setiap daerah memiliki nilai parameter unik. Oleh karena itu, fungsi *log-likelihood* diberi bobot spasial yaitu [8]:

$$\begin{aligned} \ell(\beta(u_i, v_i)) &= \ln L(\beta(u_i, v_i)) \\ \ell(\beta(u_i, v_i)) &= \sum_{j=0}^k (\sum_{i=1}^n y_i w_i(u_i, v_i) x_{ij}) \beta_j(u_i, v_i) - \sum_{i=1}^n w_i(u_i, v_i) \ln(1 + \exp \sum_{j=0}^k (\beta_j(u_i, v_i) x_{ij})) \end{aligned} \quad (8)$$

Pendekatan *log-likelihood* dipilih karena lebih sederhana dalam perhitungan turunan pertama (melibatkan penjumlahan).

Tahap berikutnya adalah melibatkan perhitungan turunan pertama dari fungsi *log-likelihood* dan menyamakannya dengan nol. Ruas kiri merupakan vektor gradien dan ruas kanan merupakan vektor nol, keduanya berdimensi  $p+1$ .

Mengingat vektor gradien terdiri dari komponen-komponen persamaan nonlinear, diperlukan pendekatan numerik untuk menyelesaikannya. Metode iterasi Newton-Raphson dipilih sebagai salah satu teknik penyelesaian dengan rumus [8]

$$\hat{\beta}^{(t+1)}(u_i, v_i) = \hat{\beta}^{(t)}(u_i, v_i) - [\mathbf{H}(\hat{\beta}^{(t)}(u_i, v_i))]^{-1} \mathbf{g}(\hat{\beta}^{(t)}(u_i, v_i)) \quad (9)$$

vektor gradien [8]:

$$\mathbf{g}(\beta(u_i, v_i)) = \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) (\mathbf{y} - \boldsymbol{\pi}(u_i, v_i)) \quad (10)$$

matriks *Hessian* [13]:

$$\mathbf{H}(\beta(u_i, v_i)) = \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{V}(u_i, v_i) \mathbf{X} \quad (11)$$

Proses iteratif diawali dengan menetapkan nilai awal  $\hat{\beta}^{(0)}(u_i, v_i) = [\hat{\beta}_0^{(0)}(u_i, v_i) \ \hat{\beta}_1^{(0)}(u_i, v_i) \dots \hat{\beta}_k^{(0)}(u_i, v_i)]^T$ . Iterasi berlanjut hingga iterasi  $t + 1$  mencapai konvergensi, yaitu  $\|\hat{\beta}^{(t+1)}(u_i, v_i) - \hat{\beta}^{(t)}(u_i, v_i)\| \leq \varepsilon$ .  $\varepsilon$  merupakan angka positif yang sangat kecil, yaitu  $10^{-8}$  [8].

8. Langkah selanjutnya melibatkan uji parsial guna menentukan variabel independen mana yang secara signifikan memengaruhi variabel dependen, dengan hipotesis:

$H_0: \beta_j(u_i, v_i) = 0; i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k$ ; variabel independen ke- $k$  tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen pada lokasi  $(u_i, v_i)$ .

$H_1: \beta_j(u_i, v_i) \neq 0; i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k$ ; setidaknya ada variabel independen ke- $k$  yang memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen pada lokasi  $(u_i, v_i)$ .

Statistik uji *Wald* yaitu [8].

$$W_j(u_i, v_i) = \frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))}; i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k \quad (12)$$

Tolak  $H_0$  jika  $F > F_{\alpha; k; nk}$  atau jika  $p\text{-value} < \alpha$ .

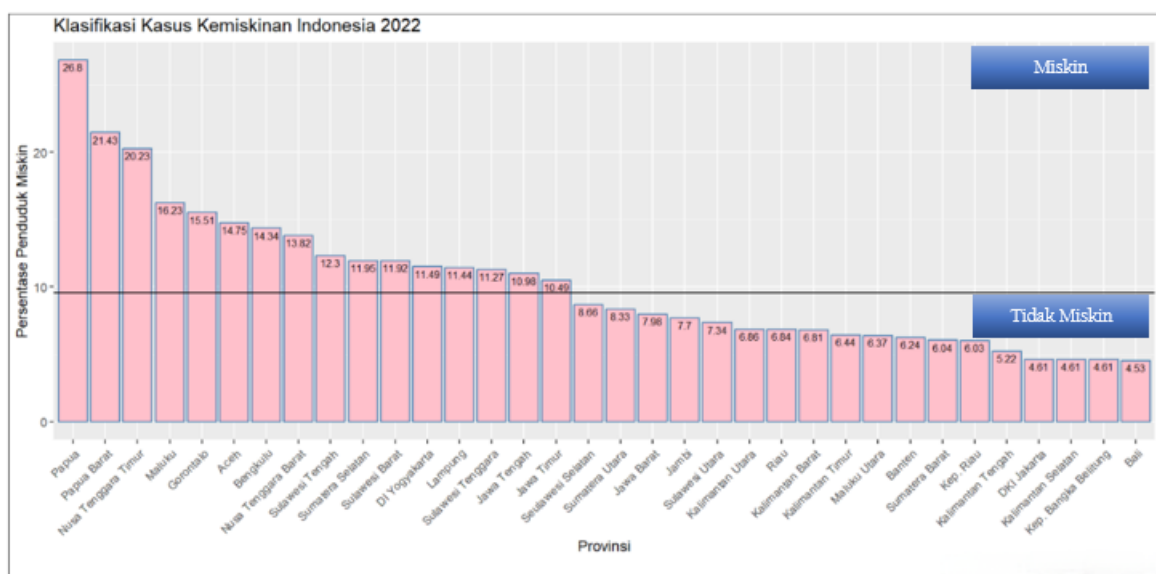
9. Selanjutnya, interpretasi parameter model GWLR dilakukan berdasarkan nilai *odds ratio* (OR) yang dihitung menggunakan rumus [14]:

$$OR = \exp(\beta_j); j = 1, 2, \dots, k \quad (13)$$

OR bernilai 1 mengindikasikan tidak terdapat asosiasi atau kaitan antara variabel independen dan dependen, dengan asumsi variabel lain tetap. OR lebih dari 1 menunjukkan bahwa peluang sukses kelompok 1 lebih besar dibandingkan kelompok 2. Nilai OR kurang dari 1 artinya peluang kelompok 1 untuk sukses akan lebih kecil dibandingkan dengan kelompok 2.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data aktual, untuk memudahkan visualisasi, provinsi-provinsi di Indonesia dikelompokkan menjadi kategori miskin atau tidak miskin menggunakan histogram pada Gambar 1 berikut:



**Gambar 1.** Kategori provinsi miskin dan tidak miskin di Indonesia tahun 2022 [15]

Klasifikasi ini didasarkan pada persentase penduduk miskin di setiap provinsi dibandingkan dengan angka HCI Indonesia tahun 2022 sebesar 9,57%. Provinsi dengan persentase penduduk miskin sama

atau di atas 9,57% dikategorikan miskin (1), sedangkan yang di bawahnya dikategorikan tidak miskin (0). Pengkategorian provinsi miskin dan tidak miskin terkait dilandaskan pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [6], [10], bahwa kemiskinan suatu daerah/provinsi dapat diukur dari *head count index* (HCI). Suatu provinsi dikategorikan miskin jika persentase penduduk miskin di provinsi tersebut sama atau di atas angka HCI di negaranya dan provinsi dikategorikan tidak miskin jika persentase penduduk miskin di provinsi tersebut di bawah angka HCI negaranya. Menurut Badan Pusat Statistik, HCI adalah konsep dari persentase penduduk miskin dimana HCI adalah persentase penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan (GK).

Tabel 2 menyajikan statistik deskriptif untuk variabel independen, diolah menggunakan *software* R.

**Tabel 2.** Statistik deskriptif variabel independen

| Variabel Independen                                          | Rata-Rata | Standar Deviasi | Minimum   | Maksimum  |
|--------------------------------------------------------------|-----------|-----------------|-----------|-----------|
| Pengeluaran per Kapita Disesuaikan (Ribu Rupiah/Orang/Tahun) | 11.079,56 | 2.246,728       | 7.146     | 18.927    |
| Tingkat Pengangguran Terbuka (Persen)                        | 4,97      | 1,60            | 2,34      | 8,31      |
| Upah Minimum Provinsi (Rupiah)                               | 2.697.566 | 550.895,1       | 1.812.935 | 4.641.854 |

Berdasarkan Tabel 2 setiap orang di Indonesia rata-rata mengeluarkan uang sebesar Rp11.079.560,00 per tahun untuk memenuhi kebutuhan hidup mereka pada tahun 2022. Kemudian, sekitar 4,97% dari angkatan kerja di provinsi di Indonesia berada dalam kondisi tidak bekerja. Kategori ini mencakup mereka yang aktif mencari pekerjaan, sedang mempersiapkan usaha mandiri, tidak berminat mencari pekerjaan, serta mereka yang telah mendapatkan pekerjaan namun belum memulainya. Gaji terendah yang didapatkan oleh pekerja di provinsi di Indonesia tahun 2022 yaitu sekitar Rp2.697.566,00/orang/bulan. Standar deviasi Pengeluaran per kapita disesuaikan (Rp2.246.728,00/orang/tahun) dan upah minimum provinsi (Rp550.895,10) menunjukkan keragaman data yang tinggi. Sebaliknya, standar deviasi TPT yang relatif kecil (1,60%) mengindikasikan data yang cenderung homogen. Pada tahun 2022, Papua tercatat sebagai provinsi dengan Pengeluaran per Kapita Disesuaikan terendah (Rp7.146.000,00/orang/tahun), sementara DKI Jakarta tertinggi (Rp18.927.000,00/orang/tahun). Sulawesi Barat memiliki tingkat pengangguran terbuka terendah (2,34%), sedangkan Jawa Barat tertinggi (8,31%). Untuk Upah Minimum Provinsi, Jawa Tengah terendah (Rp1.812.935) dan DKI Jakarta tertinggi (Rp4.641.854).

Asumsi yang harus terpenuhi untuk GWLR yaitu terdapat heterogenitas spasial dalam data [16]. Diperoleh nilai  $BP(7,1049) > \chi^2_{(\alpha=0,1;db=3)} = 6,251389$  dan  $p\text{-value}(0,06863) < \alpha(0,1)$ . Artinya, terdapat heterogenitas spasial dalam data dan data dapat digunakan untuk memodelkan kasus kemiskinan di Indonesia menggunakan metode GWLR.

Penaksiran parameter GWLR dimulai dengan menghitung jarak *euclidean* antar provinsi. Berdasarkan persamaan (2) melalui bantuan *software* R, diperoleh matriks jarak ( $d$ ) berukuran  $34 \times 34$  antara provinsi ( $u_i, v_i$ ) dengan provinsi ( $u_j, v_j$ ) sebagai berikut, lengkapnya dapat dilihat pada <https://bit.ly/lampiranGWLR>.

$$d = \begin{bmatrix} 0 & 2,953945 & 6,197749 & \dots & 42,715008 \\ 2,953945 & 0 & 3,354835 & \dots & 40,22596 \\ 6,197749 & 3,354835 & 0 & \dots & 38,413908 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 42,715008 & 40,22596 & 38,413908 & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil matriks jarak di atas, diambil salah satu contoh untuk diinterpretasikan. Misalnya, jarak Aceh-Sumatera Utara adalah 2,953945, sedangkan Aceh-Papua 42,715008 yang

menunjukkan bahwa jarak *euclidean* berbanding lurus dengan jarak geografis. Nilai pada elemen diagonal matriks adalah 0 karena merupakan hasil perhitungan jarak antara suatu provinsi dengan provinsi yang sama (misalnya jarak provinsi A dengan provinsi A).

*Bandwidth* optimum yang dihasilkan sebesar 22 dengan nilai CV minimum 6,248887. *Bandwidth* optimum diperoleh ketika nilai *bandwidth* menghasilkan CV minimum. *Bandwidth* tersebut ditentukan berdasarkan urutan terkecil jarak *euclidean* antar lokasi. Nilai *bandwidth* untuk setiap provinsi di Indonesia dapat dilihat pada <https://bit.ly/lampiranGWLR>.

Misalkan provinsi  $(u_{15}, v_{15})$  adalah Provinsi Jawa Timur, maka matriks pembobot di provinsi  $(u_{15}, v_{15})$  adalah  $W(u_{15}, v_{15})$ . Berdasarkan perhitungan dari persamaan (4) diperoleh pembobot untuk Provinsi Jawa Timur  $(u_{15}, v_{15})$  dengan Provinsi Aceh  $(u_1, v_1)$  dengan perhitungan manualnya sebagai berikut.

$$w_{151}(u_{15}, v_{15}) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{19,824874}{11,207764} \right)^2 \right]$$

$$w_{151}(u_{15}, v_{15}) = 0,20921$$

Peneliti memanfaatkan perangkat lunak R untuk mempermudah perhitungan matriks pembobot. Sebagai contoh, matriks pembobot telah dihitung untuk wilayah Provinsi Jawa Timur. Selengkapnya dapat dilihat <https://bit.ly/lampiranGWLR>.

$$W(u_{15}, v_{15}) = \begin{bmatrix} 0,2091 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0,32113 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0,065925 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks pembobot di atas, menunjukkan bahwa bobot berbanding terbalik dengan jarak antar provinsi. Provinsi yang berdekatan memiliki bobot mendekati 1, sedangkan yang berjauhan mendekati 0. Lokasi yang sama dengan Jawa Timur memiliki bobot 1. Dalam matriks pembobot, lokasi yang identik diberi nilai  $\exp(0) = 1$  karena memiliki nilai jarak nol. Proses serupa dilakukan untuk menentukan matriks pembobot provinsi lainnya sampai lokasi  $(u_{34}, v_{34})$ .

Taksiran parameter model GWLR akan bersifat lokal sehingga akan menghasilkan nilai taksiran parameter sebanyak 34 provinsi dengan penentuan nilai awal yaitu  $\hat{\beta}^{(0)} = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$  dan konvergen ketika  $\|\hat{\beta}^{(12)} - \hat{\beta}^{(11)}\| \leq 10^{-8}$  atau berhenti pada iterasi ke-12. Penaksiran parameter GWLR dilakukan di setiap provinsi. Berikut adalah salah satu ringkasan penaksiran parameter GWLR untuk Provinsi Jawa Timur. Untuk provinsi lainnya dapat dilihat pada <https://bit.ly/lampiranGWLR>.

**Tabel 3.** Ringkasan Penaksiran Parameter GWLR untuk Provinsi Jawa Timur

| Parameter | Nilai Taksiran | Standard Error |
|-----------|----------------|----------------|
| $\beta_0$ | 19,33221       | 107,63751      |
| $\beta_1$ | -0,00043301    | 0,001042983    |
| $\beta_2$ | -1,089421      | 9,473312       |
| $\beta_3$ | 0,00000368053  | 0,000002108792 |

Hasil analisis yang ditampilkan pada Tabel 3 digunakan untuk menyusun model GWLR untuk Provinsi Jawa Timur yaitu sebagai berikut.

$$\hat{\pi}(x_{15})_{Jawa\ Timur} = \frac{\exp(19,33221 - 0,000433x_1 - 1,089421x_2 - 0,00000368053x_3)}{1 + \exp(19,33221 - 0,000433x_1 - 1,089421x_2 - 0,00000368053x_3)}$$

Fungsi logit untuk Provinsi Jawa Timur yaitu sebagai berikut.

$$g(x_{15})_{Jawa\ Timur} = 19,33221 - 0,000433x_1 - 1,089421x_2 - 0,00000368053x_3$$

dimana  $\hat{\pi}(x_{15})_{Jawa\ Timur}$  merupakan taksiran peluang Provinsi Jawa Timur masuk ke dalam kategori miskin sedangkan  $g(x_{15})_{Jawa\ Timur}$  merupakan *log* peluangnya berdasarkan variabel independen yaitu  $x_1$ : Pengeluaran per kapita disesuaikan,  $x_2$ : TPT, dan  $x_3$ : UMP. Selanjutnya dilakukan uji parsial menggunakan uji Wald. Pengujian ini dilakukan di setiap provinsi melalui bantuan *software* R. Sebagai

contoh, pengujian parameter model GWLR secara parsial dilakukan untuk lokasi  $(u_{15}, v_{15})$  yaitu Provinsi Jawa Timur.

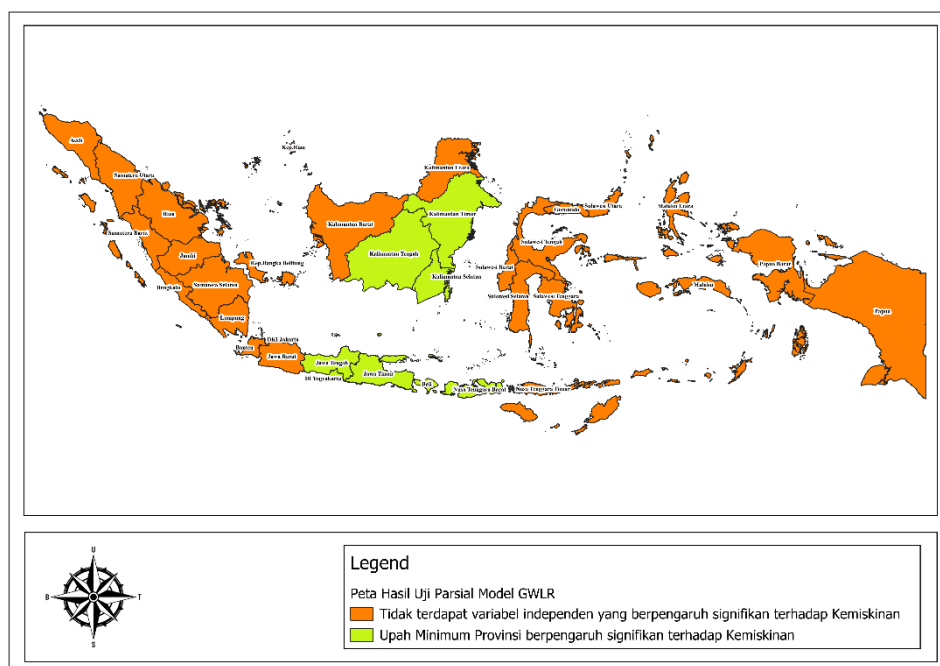
**Tabel 4.** Uji parsial GWLR

| Variabel Independen                | $W_j(u_{15}, v_{15})$ | $p$ -value  |
|------------------------------------|-----------------------|-------------|
| Pengeluaran per Kapita Disesuaikan | -0,4151631            | 0,6780255   |
| Tingkat Pengangguran Terbuka       | -0,11499896           | 0,9084459   |
| Upah Minimum Provinsi              | -1,745326             | 0,08092807* |

\*Signifikan pada  $\alpha = 10\% = 0,1$ .

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh nilai  $|W_1(u_{15}, v_{15})| = 0,4151631 < Z_{(0,05)} = 1,644854$  atau  $p$ -value (0,6780255)  $> 0,1$ . Kemudian,  $|W_2(u_{15}, v_{15})| = 0,11499896 < Z_{(0,05)} = 1,644854$  atau  $p$ -value (0,9084459)  $> 0,1$ . Sehingga, dengan tingkat signifikansi 10%, maka cukup bukti untuk mengatakan bahwa Pengeluaran per kapita disesuaikan dan TPT tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Timur tahun 2022. Sedangkan nilai  $|W_3(u_{15}, v_{15})| = 1,745326 > Z_{(0,05)} = 1,644854$  atau  $p$ -value (0,08092807)  $< 0,1$  yang artinya dengan tingkat signifikansi 10%, maka cukup bukti untuk mengatakan bahwa UMP memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Timur tahun 2022.

Gambar 2 menampilkan peta yang merangkum variabel-variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap kemiskinan di Indonesia pada tahun 2022, berdasarkan model GWLR.



**Gambar 2.** Peta sebaran variabel yang signifikan

Gambar 2 menggunakan pemetaan warna untuk mengilustrasikan pengaruh variabel independen terhadap kasus kemiskinan di berbagai provinsi. Provinsi yang ditandai warna oranye menunjukkan bahwa kemiskinan di sana tidak dipengaruhi oleh ketiga variabel independen. Sementara itu, warna hijau menunjukkan provinsi-provinsi di mana kasus kemiskinan dipengaruhi oleh variabel UMP. Provinsi-provinsi tersebut meliputi Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur.

Tabel 5 menyajikan ringkasan lebih rinci tentang variabel-variabel yang signifikan.

**Tabel 5.** Rekapitan variabel yang signifikan

| Provinsi                                                                                                                         | Faktor atau Variabel yang Signifikan |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------|
| Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali,<br>Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah,<br>Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur | Upah Minimum Provinsi                |

Berlandaskan Badan Pusat Statistik bahwa faktor utama yang memengaruhi kemiskinan tahun 2022 adalah inflasi. Peningkatan harga bensin, bahan bakar untuk keperluan rumah tangga, serta tarif penerbangan menjadi faktor utama yang mendorong terjadinya inflasi pada tahun 2022. Selain itu adanya peningkatan permintaan masyarakat seiring dengan membaiknya situasi COVID-19 juga berperan dalam inflasi [11]. Pertumbuhan ekonomi merupakan indikator kunci kemajuan ekonomi suatu daerah. Inflasi dan pertumbuhan ekonomi saling berhubungan secara resiprokal, dimana keduanya dapat saling mempengaruhi. Inflasi yang rendah dan stabil cenderung mendukung pertumbuhan ekonomi daerah. Sebaliknya, inflasi yang tidak stabil atau terlalu tinggi dapat berdampak negatif pada pertumbuhan ekonomi suatu daerah. Maka dari itu, UMP lebih berpengaruh dibandingkan Pengeluaran per kapita disesuaikan dan TPT terhadap kemiskinan di Indonesia tahun 2022.

Selain faktor upah minimum provinsi (UMP), pendapatan per kapita yang disesuaikan, dan tingkat pengangguran terbuka (TPT), kemiskinan di provinsi-provinsi lainnya dipengaruhi oleh berbagai faktor lainnya diluar penelitian ini. Indeks pembangunan manusia (IPM) yang mencakup pendidikan, kesehatan, dan standar hidup, berperan penting dalam menurunkan tingkat kemiskinan karena peningkatan kualitas sumber daya manusia mendorong produktivitas dan pendapatan masyarakat [17]. Tingkat ketimpangan sosial dan ekonomi di wilayah tertinggal masih cukup tinggi, mencakup aspek pendidikan, kesehatan, dan ketenagakerjaan [18]. Kemudian, akses terhadap pendidikan dan layanan kesehatan yang memadai meningkatkan kemampuan masyarakat untuk meningkatkan penghasilan dan keluar dari kemiskinan [19]. Oleh karena itu, penelitian yang lebih mendalam dengan mempertimbangkan faktor sosial, budaya, dan kebijakan pemerintah diperlukan agar kesejahteraan masyarakat dapat meningkat secara menyeluruh.

Interpretasi parameter model GWLR di bawah ini dilihat dari nilai *odds ratio* (OR) menggunakan rumus pada persamaan (13) yang diperoleh melalui bantuan *software* R. Tabel 6 menyajikan nilai OR untuk setiap parameter di Provinsi Jawa Timur dan untuk provinsi lainnya dapat dilihat pada <https://bit.ly/lampiranGWLR>.

**Tabel 6.** Nilai *odds ratio* untuk Provinsi Jawa Timur

| Variabel                           | $(\beta_j(u_{15}, v_{15}))$ | Odds Ratio |
|------------------------------------|-----------------------------|------------|
| Pengeluaran per Kapita Disesuaikan | -0,0004                     | 0,999      |
| TPT                                | -1,0894                     | 0,336      |
| UMP                                | -0,000003                   | 0,999      |

Tabel 6 menunjukkan nilai *odds ratio* pengeluaran per kapita disesuaikan sebesar  $0,999 < 1$ . Artinya, setiap kenaikan Rp1.000 Pengeluaran per Kapita Disesuaikan di Provinsi Jawa Timur maka akan menurunkan risiko Provinsi Jawa Timur menjadi miskin sebesar 0,999 kali lipat dengan asumsi variabel lain tetap. Namun, berdasarkan pengujian signifikansi parameter model GWLR secara parsial, pengeluaran per kapita disesuaikan di Provinsi Jawa Timur tidak signifikan.

Nilai *odds ratio* TPT sebesar  $0,336 < 1$ . Artinya, setiap kenaikan 1% TPT di Provinsi Jawa Timur maka akan menurunkan risiko Provinsi Jawa Timur menjadi miskin sebesar 0,336 kali lipat dengan asumsi variabel lain tetap. Namun, berdasarkan pengujian signifikansi parameter model GWLR secara parsial, TPT di Provinsi Jawa Timur tidak signifikan.

Nilai *odds ratio* UMP sebesar  $0,999 < 1$ . Artinya, setiap kenaikan Rp1 UMP di Provinsi Jawa Timur maka akan menurunkan risiko Provinsi Jawa Timur menjadi miskin sebesar 0,999 kali lipat dengan

asumsi variabel lain tetap. Berdasarkan pengujian signifikansi parameter model GWLR secara parsial, UMP di Provinsi Jawa Timur signifikan.

Penelitian ini relevan dengan hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa model GWLR dengan fungsi pembobot *fixed gaussian kernel* merupakan model terbaik dalam memodelkan kasus kemiskinan di Indonesia pada tahun 2020 berdasarkan nilai AICc terkecil [6]. Selain itu, variabel upah minimum provinsi (UMP) berpengaruh terhadap kemiskinan di Provinsi DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, dan Sulawesi Barat tahun 2022 [20].

#### 4. SIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan 34 model GWLR untuk kasus kemiskinan di Indonesia tahun 2022 menggunakan fungsi pembobot *adaptive gaussian kernel* yang dapat dilihat pada <https://bit.ly/lampiranGWLR>. Hasil analisis menunjukkan bahwa upah minimum provinsi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kasus kemiskinan di beberapa provinsi di Indonesia. Provinsi-provinsi tersebut meliputi Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, dan Kalimantan Timur. Adapun saran untuk penelitian lanjutan mengenai kasus kemiskinan di Indonesia menggunakan metode GWLR dengan memasukkan variabel-variabel lain yang berkontribusi terhadap kemiskinan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. H. Dukalang, "Perbandingan regresi logistik biner dan probit biner dalam pemodelan tingkat partisipasi angkatan kerja," *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 7, no. 2, pp. 62–70, 2019, <https://doi.org/10.34312/euler.v7i2.10355>.
- [2] A. Agresti, *Categorical Data Analysis*, 2nd ed. New York, NY, USA: Wiley, 2002.
- [3] 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, 2022, <https://doi.org/10.34312/jjom.v4i1.11452>.
- [4] M. Fathurahman, P. Purhadi, S. Sutikno, and V. Ratnasari, "Pemodelan geographically weighted logistic regression pada indeks pembangunan kesehatan masyarakat di Provinsi Papua," *Prosiding Seminar Nasional MIPA 2016*, no. April, pp. 34–42, 2016, [https://www.researchgate.net/publication/324690057\\_Pemodelan\\_Geographically\\_Weighted\\_Logistic\\_Regression\\_pada\\_Indeks\\_Pembangunan\\_Kesehatan\\_Masyarakat\\_di\\_Provinsi\\_Papua](https://www.researchgate.net/publication/324690057_Pemodelan_Geographically_Weighted_Logistic_Regression_pada_Indeks_Pembangunan_Kesehatan_Masyarakat_di_Provinsi_Papua).
- [5] A. S. Fotheringham, C. Brunson, and M. Charlton, *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*. Chichester, UK: Wiley, 2002.
- [6] M. A. Aliu, F. Zubedi, L. Yahya, and F. A. Oroh, "The comparison of kernel weighting functions in geographically weighted logistic regression in modeling poverty in Indonesia," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, pp. 362–384, 2022, <https://doi.org/10.20956/j.v18i3.19567>.
- [7] Q. S. Wardhani, S. S. Handajani, and I. Susanto, "Pemodelan indeks pembangunan kesehatan masyarakat dengan metode geographically weighted logistic regression," *Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi*, vol. 14, no. 1, pp. 1–12, 2022, <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v14i2.333>.
- [8] R. E. Caraka and H. Yasin, *Geographically Weighted Regression (GWR): Sebuah Pendekatan Regresi Geografis*, Yogyakarta: Mobius, 2017.

- [9] K. P. Burnham and D. R. Anderson, "Multimodel inference: understanding AIC and BIC in model selection," *Sociological Methods & Research*, vol. 33, no. 2, pp. 261–304, 2004, <https://doi.org/10.1177/0049124104268644>.
- [10] A. Dwinata, "Model Regresi Logistik Terboboti Geografis (Studi Kasus: Pemodelan Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur)," master's thesis, IPB University, Bogor, Indonesia, 2012.
- [11] L. Anselin, *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1989.
- [12] C. C. Yrigoyen, I. G. Rodríguez, and J. V. Otero, "Modeling spatial variations in household disposable income with geographically weighted regression," *Munich Pers. RePEc Arch.*, vol. 50, no. 1682, p. 31, 2007, <https://mpira.ub.uni-muenchen.de/1682/>.
- [13] U. R. Inayah, "Model Geographically Weighted Logistic Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive Bisquare (Studi Kasus: Indikator Pencemaran Air Biochemical Oxygen Demand di Daerah Aliran Sungai Mahakam Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2016)," undergraduate thesis, Universitas Mulawarman, Samarinda, Indonesia, 2020.
- [14] D. W. Hosmer and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression*, 2nd ed. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, 2000.
- [15] Badan Pusat Statistik (2022), *Persentase Penduduk Miskin Menurut Provinsi* [Online]. Available: <http://bit.ly/49epT9q>.
- [16] M. H. M. Saefulloh, M. R. Fahlevi, and S. A. Centauri, "Pengaruh inflasi terhadap pertumbuhan ekonomi: perspektif Indonesia," *Jurnal Keuangan Negara dan Kebijakan Publik*, vol. 3, no. 1, pp. 17–26, 2023, <https://paperity.org/p/339666110/pengaruh-inflasi-terhadap-pertumbuhan-ekonomi-perspektif-indonesia>.
- [17] R. S. D. B. Nahor and E. D. Anggraini, "Analysis of factors affecting poverty in Indonesia 2017-2022," *Converg. J. Econ. Dev.*, vol. 6, no. 1, pp. 16–33, 2025, <https://doi.org/10.33369/convergencejep.v6i1.32904>.
- [18] H. Zirtana, M. Baiquni, and S. Sudrajat, "Pengaruh ketimpangan sosial ekonomi terhadap kemiskinan di daerah tertinggal Indonesia : analisis data panel 2015 – 2021," *Aspir. J. Masal. Sos.*, vol. 16, no. 1, pp. 35–51, 2025, <https://doi.org/10.46807/aspirasi.v16i1.3260>.
- [19] E. Fernando and M. A. Samsuddin, "Analisis pengaruh tingkat kesehatan dan tingkat pendidikan terhadap tingkat kemiskinan di Indonesia tahun 2017-2024," vol. 02, no. 02, pp. 54–59, 2025, <https://doi.org/10.70134/jukoni.v2i2.533>.
- [20] L. Priseptian and W. P. Primandhana, "Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan," *Forum Ekon.*, vol. 24, no. 1, pp. 45–53, 2022, <https://doi.org/10.30872/jfor.v24i1.10362>.