

# Analysis of the Poverty Level Model for West Sumatra Province Using Geographically Weighted Binary Logistic Regression

April Leniati, Dony Permana\*, Nonong Amalita, Zamahsary Martha

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [donypermana@fmipa.unp.ac.id](mailto:donypermana@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 01 Juli 2023

Revised : 09 Agustus 2023

Accepted : 18 Agustus 2023

## ABSTRACT

*West Sumatra Province (West Sumatra) ranks third lowest in terms of the poverty rate on the island of Sumatra in 2022, with a figure of 5.92%. Although this figure is lower than the national average, the Province of West Sumatra is targeting a reduction in the poverty rate to 5.62% in 2024 in the vision of the 2021–2026 Regional Development Plan. The purpose of this study is to analyze the factors that contribute to the poverty rate in West Sumatra Province based on geography in 2022. The method used to address poverty problems is Geographically Weighted Binary Logistic Regression (GWBLR), which takes geographical influences into account in the analysis. This study uses data on the percentage of poor people (Y) and the influencing factors, namely life expectancy ( $X_1$ ), literacy rate ( $X_2$ ), labor force participation ( $X_3$ ), and economic growth ( $X_4$ ). The results showed that based on the lowest Akaike Information Criterion Corrected (AICc) value, the GWBLR model with a Fixed Gaussian Kernel weight is the best at modeling the problem of poverty in West Sumatra in 2022. According to the model, the life expectancy variable will have a significant impact on the level of poverty in 13 districts and cities in West Sumatra Province in 2022.*

**Keywords:** Binary respon, Geographically weighted binary logistic regression, Poverty



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Dalam era globalisasi dan pertumbuhan ekonomi yang terus berkembang, masalah kemiskinan telah menjadi perhatian utama di banyak negara berkembang, termasuk Indonesia. Fenomena kemiskinan sering kali berdampak luas, terutama terkait peluang kerja yang terbatas, yang pada gilirannya meningkatkan risiko pengangguran di kalangan individu yang terjerat dalam lingkaran tersebut. Angka kemiskinan di Indonesia mencapai proporsi yang mengkhawatirkan, tercatat sekitar 26,36 juta penduduk hidup dalam kondisi miskin pada tahun 2022, atau sekitar 9,57 persen dari total populasi (BPS, 2023). Namun demikian, Provinsi Sumatera Barat (Sumbar) tampaknya menunjukkan gambaran yang lebih positif dalam hal ini. Dalam laporan terbaru dari BPS (2023), Sumbar menempati peringkat ketiga terendah dalam hal persentase penduduk miskin di Pulau Sumatera, dengan angka sebesar 5,92 persen. Meskipun angka ini lebih rendah dibandingkan dengan rata-rata nasional, namun masih terdapat permasalahan kemiskinan di Provinsi Sumbar yaitu ketimpangan kemiskinan. Ketimpangan ini terlihat dari adanya daerah Kabupaten/Kota di wilayah Sumbar yang masih memiliki tingkat kemiskinan yang tinggi, bahkan melebihi angka kemiskinan provinsi secara keseluruhan. Gejala kemiskinan ternyata memiliki sifat yang sangat beragam secara spasial, ditandai oleh perbedaan kondisi ekonomi, sosial, dan pendidikan di tiap-tiap daerah (Dwinata, 2012). Oleh karena itu, upaya untuk merumuskan solusi yang efektif memerlukan pendekatan yang berfokus pada karakteristik unik dari setiap wilayah. Di sinilah analisis spasial memiliki peran sentral. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR), sebuah metode analisis spasial yang mampu mempertimbangkan karakteristik daerah dalam pengaruh faktor-faktor kemiskinan di tiap-tiap daerah geografis. Pendekatan ini diharapkan mampu memberikan hasil regresi yang lebih akurat, sesuai dengan karakteristik dan tantangan unik yang dihadapi oleh setiap wilayah (Stewart Fotheringham et al., 2002).

Mengingat adanya keberagaman yang signifikan dalam karakteristik dan tingkat kemiskinan di wilayah-wilayah Sumbar, analisis ini juga mengacu pada pendekatan analisis serupa yang dilakukan oleh Purwaningsih (2015), yang menggabungkan metode regresi logistik dan GWR untuk mengatasi aspek spasial dari kemiskinan. Hasil penelitian tersebut menunjukkan keunggulan model GWBLR dibandingkan dengan regresi logistik konvensional. Dengan dasar

ini, penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang secara signifikan memengaruhi tingkat kemiskinan di berbagai Kabupaten/Kota di Provinsi Sumbar pada tahun 2022. Dengan mengadopsi pendekatan yang sama, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap kemiskinan di Provinsi Sumbar pada tahun 2022.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik dalam buku Provinsi Sumatera Barat Dalam Angka 2023. Variabel dalam penelitian ini dibagi menjadi dua yaitu variabel respon ( $Y$ ) berupa data biner dengan mengelompokkan Kabupaten/Kota menjadi miskin dan tidak miskin, pengelompokan ini berdasarkan persentase penduduk yang berada dibawah Garis Kemiskinan (GK) dalam bentuk nilai *Headcount Index* (HCI) Provinsi Sumbar sebesar 5,92 persen dan variabel prediktor ( $X$ ). Variabel penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Notasi	Nama Variabel	Kategori/Skala	Satuan
$Y$	Persentase penduduk miskin	$Y = 1$ , jika $HCI > 5,92$ (Miskin) $Y = 0$ , jika $HCI < 5,92$ (Tidak Miskin)	Persen (%)
$X_1$	Angka Harapan Hidup (AHH)	Rasio	Tahun
$X_2$	Angka Melek Huruf (AMH)	Rasio	Persen (%)
$X_3$	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)	Rasio	Persen (%)
$X_4$	Laju Pertumbuhan Produk Domestik Regional Bruto Atas Harga Konstan	Rasio	Persen (%)

### B. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan adalah menggunakan metode *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR) dengan matriks pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dengan bantuan *software Rstudio*. Berikut prosedur analisis data.

1. Pendeskripsian variabel dengan menggunakan statistika deskriptif dan menggunakan peta sebagai gambaran keadaan persebaran penduduk miskin.
2. Menguji asumsi multikolinearitas variabel prediktor dengan kriteria VIF. Tujuan uji multikolinearitas dalam model regresi untuk mendapatkan model regresi terbaik dengan syarat tidak terjadi korelasi antar variabel respon. Apabila terdeteksi adanya multikolinearitas dapat diatasi dengan penerapan metode *Principal Component Analysis* (PCA) (Kusuma & Wibowo, 2018). Metode PCA digunakan karena dapat menghilangkan korelasi antar variabel tanpa harus menghilangkan atau mengurangi jumlah variabel aslinya. Rumus untuk VIF ialah sebagai berikut.

$$VIF_k = \frac{1}{1-R_k^2} \quad (1)$$

Dengan  $R_k^2$  merupakan koefisien determinasi antara  $x_k$  dengan variabel prediktor lainnya pada persamaan regresi. Dikatakan bahwa terdapat multikolinearitas apabila nilai VIF lebih besar dari 10.

3. Pemodelan regresi logistik dengan prosedur sebagai berikut.
  - a. Penaksiran parameter model regresi logistik mengacu pada persamaan.  
Menurut Hosmer & Lemeshow (2000) bentuk umum model regresi logistik biner yaitu

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)} \quad (2)$$

Bentuk model transformasi logit dari  $\pi(x)$  pada persamaan (2) menjadi

$$g(x) = \ln \frac{\pi(x_i)}{1 + \pi(x_i)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k = \beta^T x_i \quad (3)$$

dimana  $\pi(x)$  merupakan peluang kejadian sukses dengan nilai probabilitas  $0 \leq \pi(x) \leq 1$  dan  $\beta_j$  merupakan parameter dengan  $j = 1, 2, \dots, k$

- b. Pengujian signifikansi parameter secara simultan mengacu pada persamaan  
Hipotesis:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji:

$$G = -2 \ln \left[ \frac{\binom{n_1}{n}^{n_1} \binom{n_0}{n}^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1-\hat{\pi}_i)^{1-y_i}} \right] \quad (4)$$

Dimana  $n_1 = \sum_{i=1}^n y_i$  ;  $n_0 = \sum_{i=1}^n (1 - y_i)$  ;  $n = n_0 + n_1$

Kriteria Uji: Tolak  $H_0$  jika  $G > \chi^2_{(a,p)}$  dengan p adalah derajat

- c. Pengujian signifikansi parameter secara parsial

Hipotesis:

$H_0 : \beta_k = 0$  (tidak ada signifikansi parameter  $\beta$  terhadap variabel respon secara parsial)

$H_0 : \beta_k \neq 0$ ;  $k = 1, 2, \dots, p$  (ada signifikansi parameter  $\beta$  terhadap variabel respon secara parsial)

Statistik Uji:

$$W = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \text{ atau } W^2 = \frac{\hat{\beta}_k^2}{SE(\hat{\beta}_k)^2} \quad (5)$$

Kriteria Uji: tolak  $H_0$  jika  $|W| > Z_{\alpha/2}$  atau tolak  $H_0$  jika  $W^2 > \chi^2_{(a,1)}$

4. Menguji asumsi heterogenitas spasial. Pengujian heterogenitas spasial menggunakan metode *Breusch Pagan*. Rumus uji *Breusch-Pagan* adalah sebagai berikut.(Stewart Fotheringham et al., 2002)

Hipotesis:

$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (tidak terdapat heterogenitas spasial)

$H_0 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$ , untuk  $i \neq j$ , dengan  $i, j = 1, 2, \dots, n$  (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik Uji:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (6)$$

Dimana  $\mathbf{f} = (f_1 f_2 \dots f_n)^T$ ,  $f_1 = \left( \frac{y_i - \hat{y}_i}{\sigma^2} - 1 \right)$ ;  $\mathbf{Z}$  adalah matriks berukuran  $n \times k$  yang berisi variabel prediktor.

Kriteria pengujian Tolak  $H_0$  jika nilai  $BP > \chi^2_{(a,k)}$ .

5. Pemodelan GWBLR dengan prosedur sebagai berikut.

- a. Perhitungan jarak *Euclidean* antar titik lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis (*latitude* dan *longitude*) dengan rumus (Caraka & Yasin, 2017).

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i, u_j)^2 + (v_i, v_j)^2} \quad (7)$$

Dimana  $(u_i, u_j)$  adalah koordinat titik pertama dan  $(v_i, v_j)$  titik koordinat kedua dan  $d_{ij}$  jarak *Euclidean*.

- b. Penentuan *bandwidth optimum* untuk setiap lokasi pengamatan dengan menggunakan *Cross Validation*. Penentuan *bandwidth optimum* sangat penting karena akan mempengaruhi ketepatan model terhadap data yaitu mengatur variansi dan bias dari model. Rumus *bandwidth optimum* menggunakan CV ialah sebagai berikut :

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2 \quad (8)$$

dengan  $\hat{y}_{\neq i}(h)$  adalah nilai penaksir  $y_i$  dimana pengamatan di lokasi  $(u_i, v_i)$  dan  $n$  adalah jumlah sampel (Caraka & Yasin, 2017)

- c. Penentuan matriks pembobot dengan menggunakan fungsi Fixed Gaussian Kernel menggunakan persamaan (Stewart Fotheringham et al., 2002). Fungsi pembobot tersebut akan memberikan bobot yang berbeda pada setiap lokasi berdasarkan jarak dari lokasi pusat (Desriwendi et al., 2015).

$$w_j(u_i, v_i) = \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right) \quad (9)$$

dimana adalah  $d_{ij}$  jarak *Euclidean* antara lokasi i terhadap lokasi j dan  $h$  adalah nilai *bandwidth optimum*

- d. Mengestimasi parameter model GWBLR menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* menggunakan metode iterasi *Newton Raphson*. Fungsi *ln likelihood* sebagai berikut (Caraka & Yasin, 2017).

$$\ln L(\beta(u_i, v_i)(u_i, v_i)) = \sum_{k=0}^p \left( \sum_{i=1}^l y_i x_{ik} \right) \beta_k(u_i, v_i) - \sum_{i=1}^l n_i \ln \left\{ \sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} \right\} \quad (10)$$

dimana  $y_i$  adalah nilai observasi variabel respon ke- $i$ ,  $x_{ik}$  nilai observasi variabel prediktor ke- $k$  pada lokasi pengamatan ke- $i$  dan  $\beta_k(u_i, v_i)$  konstanta/*intercept* pada pengamatan ke- $i$ . Persamaan fungsi logaritma likelihood diturunkan terhadap  $\beta_k(u_i, v_i)$  dan disamakan dengan nol  $\frac{\partial \ln L(\beta_k(u_i, v_i))}{\partial (\beta_k(u_i, v_i))} = 0$  yang dapat diselesaikan dengan metode iterasi.

- e. Pembentukan model GWBLR kemiskinan Provinsi Sumatera Barat Tahun 2022. Model GWBLR secara umum adalah.

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik})}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik})} \quad (11)$$

- f. Pengujian kesesuaian model regresi logistik dan model GWBLR

Uji kesesuaian model menggunakan perbandingan nilai *deviance* dengan hipotesis

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$  (tidak ada perbedaan signifikan antara model regresi logistik dan model GWBLR)

$H_1$ : paling sedikit satu  $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$  (ada perbedaan signifikan antara model regresi logistik dan model GWBLR)

Statistik Uji:

$$F_{hit} = \frac{D(\hat{\beta})/v_1}{D(\hat{\beta}(u_i, v_i))/v_2} \quad (12)$$

dimana  $D(\hat{\beta})$  *deviance* model regresi logistik dengan derajat bebas  $v_1$  dan  $D(\hat{\beta}(u_i, v_i))$  *deviance* dari model GWBLR dengan derajat bebas  $v_2$ .

Kriteria Uji: Tolak  $H_0$  jika  $F_{hit} > F_{(\alpha, v_1, v_2)}$

- g. Pengujian signifikansi parameter model GWBLR menggunakan uji Wald. Pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter apa saja yang dapat mempengaruhi variabel respon.

Hipotesis:

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0$  (parameter variabel yang bersifat lokal tidak signifikan)

$H_1: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$  (parameter variabel yang bersifat lokal signifikan)

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{Se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (13)$$

Tolak  $H_0$  jika  $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ . Nilai  $Z_{\alpha/2}$  diperoleh dari tabel distribusi frekuensi.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

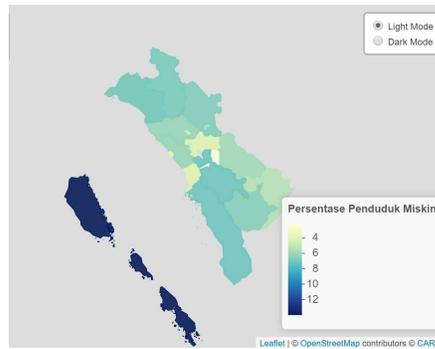
#### A. Analisis Deskriptif

Sebelum dilakukan pemodelan, ditampilkan nilai statistika deskriptif dari data yang digunakan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Deskripsi Variabel Penelitian

Variabel	Mean	Maks	Min
Y	5,912	13,95	2,28
X <sub>1</sub>	70,65	74,82	64,93
X <sub>2</sub>	99,49	100	98,46
X <sub>3</sub>	68,94	78,25	60,85
X <sub>4</sub>	4,429	6,78	6,870

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat variabel prediktor memiliki perbedaan karakteristik. Hal ini ditunjukkan dengan angka prevalensi sebaran penduduk miskin di Provinsi Sumatera Barat memiliki rata-rata sebesar 5,91 dengan tingkat persentase kemiskinan tertinggi terdapat pada Kab. Kepulauan Mentawai sebesar 13,95 dan daerah dengan tingkat persentase kemiskinan terendah terdapat pada Kota Sawahlunto sebesar 2.28. Sebaran penduduk miskin di Provinsi Sumbar tersaji pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Sebaran Penduduk Miskin Kab/Kota Provinsi Sumatera Barat Tahun 2022

Berdasarkan Peta tematik Gambar 1 diketahui daerah-daerah dengan penduduk miskin tertinggi dapat diidentifikasi berdasarkan intensitas warna gradasi pada peta. Jika semakin tinggi intensitas warna gradasi pada suatu wilayah maka semakin tinggi tingkat kemiskinan daerah tersebut. Pada peta terlihat bahwa Kabupaten Kepulauan Mentawai menunjukkan gradasi warna paling tinggi, mengindikasikan bahwa daerah tersebut memiliki tingkat kemiskinan yang lebih tinggi dibandingkan dengan daerah lain yang ditampilkan pada peta tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat perbedaan angka persentase kemiskinan antar satu daerah dengan daerah lainnya yang dapat diduga adanya heterogenitas spasial pada kasus tingkat kemiskinan Provinsi Sumbar.

### B. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinieritas digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya korelasi antar variabel prediktor. Pengujian ini menggunakan nilai VIF dengan bantuan *software Rstudio*. Hasil yang diperoleh tersaji pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF
$X_1$	1.293593
$X_2$	1.231219
$X_3$	1.385134
$X_4$	1.313665

Dari Tabel 3, dapat disimpulkan bahwa semua variabel prediktor yang digunakan memiliki nilai VIF di bawah 10. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terdapat korelasi yang signifikan antara variabel prediktor, sehingga masalah multikolinieritas dapat diabaikan. Oleh karena itu, variabel prediktor dapat digunakan untuk membentuk model regresi logistik dan model GWBLR.

### C. Pemodelan Regresi Logistik

Setelah dilakukan pengujian multikolinieritas terhadap variabel prediktor, selanjutnya melakukan pemodelan regresi logistik. Model regresi logistik biner data kemiskinan Provinsi Sumbar adalah

$$\hat{\pi} = \frac{\exp(126,94 - 1,056X_1 - 0,711X_2 + 0,2914X_3 - 0,2662X_4)}{1 + \exp(126,94 - 1,056X_1 - 0,711X_2 + 0,2914X_3 - 0,2662X_4)}$$

Pada model logit diatas menjelaskan bahwa setiap peningkatan tingkat kemiskinan sebesar 1% akan menurunkan angka harapan hidup sebesar 2,9%, angka melek huruf sebesar 2,4% serta laju pertumbuhan ekonomi sebesar 1,3%. Apabila terjadi peningkatan kemiskinan sebesar 1% akan meningkatkan angka partisipasi angkatan kerja sebesar 1,3%. Parameter yang berpengaruh secara signifikan pada  $\alpha = 10\%$  yaitu variabel Angka Harapan Hidup ( $X_1$ ) karena nilai  $Z_{hitung} > 1,65$ . Artinya variabel AHH memberi pengaruh yang signifikan terhadap tingkat kemiskinan Provinsi Sumbar.

### D. Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial bertujuan untuk mengetahui apakah pada variabel respon merupakan data spasial. Pengujian heterogenitas spasial menggunakan uji *Breusch Pagan* (BP) merujuk pada rumus (3). Uji heterogenitas

spasial dilakukan dengan mengkombinasikan 4 variabel prediktor. Hasil heterogenitas spasial ditunjukkan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil Uji Breusch-Pagan

Uji	p-value
BP	0,056

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh hasil uji heterogenitas dari kombinasi variabel diperoleh nilai *p-value* kurang dari  $\alpha = 10\%$  sehingga terjadi heterogenitas spasial. Selanjutnya akan dilakukan analisis lebih lanjut menggunakan metode *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* menggunakan variabel  $X_1$  dan  $X_2$ .

**E. Pemodelan Kemiskinan dengan *Geographically Weighted Binary Logistic Regression* (GWBLR)**

Langkah pertama dalam memperoleh model GWBLR adalah menentukan posisi geografis untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Sumbar dengan mencari jarak *Euclidean* lokasi  $(u_i, v_i)$ . Langkah berikutnya adalah menghitung *bandwidth optimum* menggunakan metode *Cross Validation* (CV) (Stewart Fotheringham et al., 2002). Dengan menggunakan fungsi *Fixed Gaussian Kernel* dan metode CV diperoleh nilai *bandwidth optimum* sebesar 2,597432. Selanjutnya nilai *bandwidth* digunakan untuk menghitung matriks pembobot spasial (**W**) sehingga didapat matriks pembobot spasial berukuran 19 x 19. Berikut ini adalah estimasi parameter untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Sumbar.

**Tabel 5.** Estimasi Parameter Model GWBLR

Kab/Kota	Model GWBLR
Kabupaten Agam	$g(x) = 86,32\beta_0 - 0,92X_1 - 0,21X_2$
Kota Bukittinggi	$g(x) = 83,04\beta_0 - 0,91X_1 - 0,18X_2$
Kabupaten Dharmasraya	$g(x) = 95,8\beta_0 - 0,93X_1 - 0,3X_2$
Kabupaten Solok	$g(x) = 82,18\beta_0 - 0,95X_1 - 0,15X_2$
Kabupaten Kepulauan Mentawai	$g(x) = 91,27\beta_0 - 0,93X_1 - 0,25X_2$
Kota Solok	$g(x) = 83,09\beta_0 - 0,91X_1 - 0,19X_2$
Kabupaten Lima Puluh Kota	$g(x) = 90,62\beta_0 - 0,94X_1 - 0,24X_2$
Kota Padang	$g(x) = 88,02\beta_0 - 0,92X_1 - 0,23X_2$
Kota Padang Panjang	$g(x) = 88,17\beta_0 - 0,93X_1 - 0,22X_2$
Kabupaten Padang Pariaman	$g(x) = 87,49\beta_0 - 0,93X_1 - 0,22X_2$
Kota Pariaman	$g(x) = 81,1\beta_0 - 0,91X_1 - 0,16X_2$
Kabupaten Pasaman	$g(x) = 79,61\beta_0 - 0,91X_1 - 0,15X_2$
Kabupaten Pasaman Barat	$g(x) = 87,49\beta_0 - 0,92X_1 - 0,23X_2$
Kota Payakumbuh	$g(x) = 97,56\beta_0 - 0,95X_1 - 0,3X_2$
Kabupaten Pesisir Selatan	$g(x) = 91,18\beta_0 - 0,93X_1 - 0,25X_2$
Kota Sawahlunto	$g(x) = 92,24\beta_0 - 0,93X_1 - 0,27X_2$
Kabupaten Sijunjung	$g(x) = 91,26\beta_0 - 0,93X_1 - 0,25X_2$
Kabupaten Solok Selatan	$g(x) = 97,53\beta_0 - 0,95X_1 - 0,31X_2$
Kabupaten Tanah Datar	$g(x) = 91,18\beta_0 - 0,93X_1 - 0,25X_2$

Interpretasi model untuk masing-masing daerah dapat dilakukan dengan menghitung nilai *odds ratio* dari setiap parameter. Nilai *odds ratio* dihitung dengan mencari nilai eksponensial dari setiap parameter  $\beta$  sehingga parameter model GWBLR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* untuk daerah Kabupaten Agam yaitu apabila terjadi kenaikan persentase tingkat kemiskinan sebesar 1% akan menurunkan angka harapan hidup sebesar 2,5% dan angka melek huruf sebesar 1,2%. Pada Tabel 5 menjelaskan model untuk setiap masing-masing pembobot berbeda pada setiap Kabupaten/Kota sehingga estimasi parameternya berbeda-beda, selanjutnya dilakukan uji kesesuaian model GWBLR dengan model regresi logistik.

**F. Uji Kesesuaian Model**

Berdasarkan persamaan, hasil pengujian kesesuaian model dapat dijelaskan Tabel 6.

**Tabel 6.** Uji Kesesuaian Model

Model	Deviance	df	Deviance/df	Fhitung
Regresi Logistik	26,287	2	13,1435	
GWBLR	14,296	38	0,3762	34,9375

Dari Tabel 6, nilai  $F_{hitung}$  untuk model GWBLR *Fixed Gaussian Kernel* lebih besar daripada nilai  $F_{tabel}$ , yaitu 2,45. Dengan demikian,  $H_0$  ditolak, artinya terdapat perbedaan signifikan antara model regresi logistik dan model GWBLR. Hal ini dapat dikatakan bahwa data kemiskinan provinsi Sumbar dapat dianalisis menggunakan model GWBLR. Selanjutnya dilakukan pengujian secara signifikansi parameter model GWBLR.

### G. Uji Signifikansi Parameter Model

Uji signifikansi parameter digunakan untuk melihat faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Sumbar Tahun 2022 pada setiap Kabupaten/Kota. Hasil pengelompokan dari variabel yang signifikan berdasarkan model GWBLR dapat dilihat pada Tabel 7.

**Tabel 7.** Kabupaten/Kota Signifikan terhadap Variabel

Faktor	Kab/Kota
Angka Harapan Hidup (AHH)	Kabupaten Dharmasraya, Kabupaten Solok, Kabupaten Kepulauan Mentawai, Kabupaten Lima Puluh Kota, Kota Padang, Kota Padang Panjang, Kabupaten Padang Pariaman, Kota Payakumbuh, Kabupaten Pesisir Selatan, Kota Sawahlunto, Kabupaten Sijunjung, Kabupaten Solok Selatan, Kabupaten Tanah Datar

Tabel 7 menunjukkan bahwa berdasarkan hasil *output software R* diperoleh bahwa secara umum dari dua nilai estimasi parameter model GWBLR, AHH signifikan pada  $\alpha = 0,05$  di 13 Kab/Kota di Provinsi Sumbar karena nilai  $|W_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ , sedangkan variabel AMH di 19 Kab/Kota menunjukkan tidak adanya pengaruh yang signifikan terhadap kemiskinan di Provinsi Sumbar. Berdasarkan variabel yang signifikan di setiap Kabupaten/Kota, maka dapat dilakukan estimasi parameter model GWBLR. contoh salah satu model yang terbentuk adalah di Kabupaten Dharmasraya. Berikut model GWBLR dengan *Fixed Gaussian Kernel* di Kabupaten Dharmasraya.

$$g(x) = 95,8\beta_0 - 0,3X_2$$

Berdasarkan model diatas diketahui apabila terjadi kenaikan tingkat kemiskinan sebesar 1% maka akan menurunkan angka harapan hidup sebesar 1,3%.

### H. Pemilihan Model Terbaik

Perbandingan model regresi logistik dengan GWBLR untuk mengetahui model yang lebih baik dalam menggambarkan tingkat kemiskinan di Provinsi Sumbar Tahun 2022. Perbandingan ini dapat dilihat dari besarnya nilai AIC masing-masing model tersebut yaitu

**Tabel 8.** Perbandingan Kesesuaian Model

Model	AIC
Regresi Logistik	32,214
GWBLR	22,740

Berdasarkan Tabel 8, nilai AIC pada model GWBLR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* memiliki nilai terkecil yaitu sebesar 22,740. Sehingga model terbaik yang dihasilkan untuk kasus tingkat kemiskinan Provinsi Sumbar Tahun 2022 menggunakan model GWBLR dengan fungsi *Fixed Gaussian Kernel*.

## IV. KESIMPULAN

Model GWBLR dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan Provinsi Sumbar Tahun 2022 yaitu variabel Angka Harapan Hidup untuk wilayah Dharmasraya, Kab. Solok, Kep.mentawai, Lima Puluh Kota, Padang, Padang Panjang, Padang Pariaman, Payakumbuh, Pesisir Selatan, Sawahlunto, Sijunjung, Solok Selatan, Tanah Datar. Nilai AIC pada model regresi logistik dan GWBLR menunjukkan bahwa model GWBLR merupakan model terbaik dalam menganalisis kemiskinan di Provinsi Sumbar Tahun 2022 karena memiliki nilai AIC terkecil. Saran untuk penelitian selanjutnya agar dapat memperluas cakupan faktor-faktor yang memengaruhi variabel yang ingin diprediksi.

## DAFTAR PUSTAKA

BPS. (2023). Statistik Indonesia 2023. In *Badan Pusat Statistik*.

<https://www.bps.go.id/publication/2020/04/29/e9011b3155d45d70823c141f/statistik-indonesia-2020.html>

- Caraka, R. E., & Yasin, H. (2017). Geographically Weighted Regression (GWR). In *Encyclopedia of Geographic Information Science*. Mobius. <https://doi.org/10.4135/9781412953962.n81>
- Desriwendi, Hoyyi, A., & Wuryandari, T. (2015). Pemodelan Geographically Weighted Logistic Regression (GWLR) Dengan Fungsi Pembobot Fixed Gaussian Kernel dan Adaptive Gaussian Kernel (Studi Kasus: Laju Pertumbuhan Penduduk Provinsi Jawa Tengah). *Gaussian*, 4, 193–204.
- Dwinata, A. (2012). Model Regresi Logistik Terboboti Geografis (Studi Kasus: Pemodelan Kemiskinan Di Provinsi Jawa Timur). *Doctoral Dissertation, Tesis*.
- Hosmer, D., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. Jhon Wiley and Sons.
- Kusuma, F. M., & Wibowo, A. (2018). Principal Component Analysis (PCA) untuk Mengatasi Multikolinieritas terhadap Faktor Angka Kejadian Pneumonia Balita di Jawa Timur Tahun 2014. In *Jurnal Biometrika dan Kependudukan* (Vol. 6, Issue 2, p. 89). <https://doi.org/10.20473/jbk.v6i2.2017.89-97>
- Purwaningsih, T. (2015). Penerapan Regresi Logistik Biner Terboboti Geografi Dengan Pembobot Fixed Bi-Square (Geographically Weighted Binary Logistic Regression With Fixed Bi-Square Weight). *Jurnal Eksakta*, 15(1–2), 48–54. <https://doi.org/10.20885/eksakta.vol15.iss1-2.art5>
- Stewart Fotheringham, A., Brundson, C., & Charlton, M. (2002). *Geogaphichally Weighted Regression 'The Analysis of Spatially Varying Relationship'*. JOHN WILEY & SONS, LTD.