

## Modeling the Percentage of Poor Population in Java Island using Geographically Weighted Regression Approach

### Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Pulau Jawa dengan Pendekatan *Geographically Weighted Regression*

Muhammad Rafi Ikhsanudin<sup>1</sup>, Ernawati Pasaribu<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Politeknik Statistika STIS, Jakarta, Indonesia

Email: <sup>1</sup>212011828@stis.ac.id, <sup>2</sup>ernapasaribu@stis.ac.id

#### Abstract

Poverty is a multidimensional problem faced by all countries in the world. Poverty is the inability of individual or group to meet their basic needs in terms of expenditure. In poverty problem, there is a tendency that the poor will group in locations with certain characteristics. This spatial clustering indicates spatial diversity that making global regression analysis inappropriate for application. Therefore, the purpose of this research is to model the percentage of poor population in 119 districts on Java Island in 2021 using the Geographically Weighted Regression (GWR) method. The analysis results state that the GWR model with Kernel Fixed Bisquare provides superior results compared to the global regression model and able to overcome spatial heterogeneity problem. The model is able to provide a fairly high coefficient of determination, which is 70,73 percent. The GWR model identifies ten groups of districts based on the significance of the independent variables, with the majority of them (61 districts) having a significant RLS variable. This indicates that education is an important aspect that needs to be considered by local governments to alleviate poverty.

**Keywords:** Fixed bisquare, GWR, percentage of poor population, poverty, spatial heterogeneity.

#### Abstrak

Kemiskinan merupakan permasalahan multidimensi yang dialami seluruh negara di dunia. Kemiskinan sendiri dianggap sebagai ketidakmampuan individu atau suatu kelompok untuk memenuhi kebutuhan dasarnya menurut sisi pengeluaran. Dalam permasalahan kemiskinan, terdapat kecenderungan bahwa masyarakat miskin akan mengelompok pada lokasi dengan karakteristik tertentu. Adanya pengelompokan tersebut yang menunjukkan terjadinya keberagaman secara spasial membuat analisis regresi global tidak tepat untuk diterapkan. Oleh sebab itu, tujuan dari penelitian ini ialah untuk memodelkan persentase penduduk miskin di



119 Kabupaten/Kota di Pulau Jawa Tahun 2021 dengan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). Hasil analisis menyatakan bahwa model GWR dengan Kernel *Fixed Bisquare* dapat memberikan hasil yang lebih unggul dibandingkan dengan model regresi global dan mampu mengatasi masalah heterogenitas spasial. Model tersebut mampu memberikan nilai koefisien determinasi yang cukup tinggi, yaitu 70,73 persen. Model GWR yang terbangun menghasilkan sepuluh kelompok kabupaten/kota menurut signifikansi variabel bebas yang didominasi oleh kelompok dengan variabel RLS signifikan, yaitu sebanyak 61 kabupaten/kota. Hal ini menunjukkan bahwa pendidikan merupakan salah satu aspek penting yang perlu diperhatikan oleh pemerintah daerah setempat untuk mengentaskan kemiskinan.

**Kata kunci:** Fixed bisquare, GWR, heterogenitas spasial, kemiskinan, persentase penduduk miskin.

## 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Kemiskinan merupakan suatu isu penting yang ditemui pada hampir seluruh negara atau daerah di dunia. Hal ini karena kemiskinan seringkali ditandai dengan adanya kualitas sumber daya manusia yang rendah sehingga menghambat proses pembangunan bagi suatu negara. Kemiskinan sendiri merupakan suatu bentuk status sosial di masyarakat yang berkaitan dengan ketidakmampuan seseorang untuk memenuhi kebutuhan dasar dari sisi pengeluaran [2]. Pemerintah Indonesia telah menegaskan komitmennya menurut Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2020-2024 yang berupaya menurunkan kemiskinan menjadi 6-7 persen pada akhir tahun 2024. Hal tersebut sejalan dengan komitmen global dalam *Sustainable Development Goals* (SDGs) untuk mengentaskan kemiskinan ekstrem bagi semua orang. Berbagai program pengentasan kemiskinan yang diterapkan sejauh ini masih belum mampu untuk menurunkan persentase penduduk miskin di Indonesia sesuai target. Menurut data BPS, pada Semester 2 (September) 2021, persentase penduduk miskin di Indonesia mencapai angka 9,71 persen yang mana nilai itu masih cukup jauh dari target RPJMN.

Salah satu faktor yang berperan terhadap tingginya kemiskinan di suatu wilayah adalah banyaknya jumlah penduduk di daerah tersebut. Menurut [22], mayoritas daerah dengan populasi yang besar menunjukkan tingkat kemiskinan yang lebih besar dibandingkan dengan negara atau daerah yang berpenduduk lebih sedikit. Wilayah di Indonesia yang paling padat penduduknya ialah Pulau Jawa. Berdasarkan hasil Sensus Penduduk (SP) 2020, jumlah penduduk di Pulau Jawa sebesar 151,59 juta jiwa atau berkontribusi terhadap jumlah penduduk Indonesia sebesar 56 persen. Banyaknya jumlah penduduk di Pulau Jawa tersebut terbukti dapat menjadi salah satu penyebab tingginya kemiskinan di Pulau Jawa yang mana pada tahun 2021, persentase penduduk miskin di Pulau Jawa secara rata-rata mencapai 10,34 persen. Angka tersebut lebih tinggi dari persentase penduduk miskin nasional dan masih cukup jauh dari target RPJMN.

Namun demikian, permasalahan kemiskinan tidak hanya sebatas pada satu faktor penyebab saja. Terdapat banyak faktor yang menyebabkan kemiskinan dapat terjadi di suatu daerah bahkan dapat berbeda antardaerah. Salah satu penyebab terjadinya kemiskinan lainnya adalah aspek atau dimensi spasial. Menurut [23], seseorang yang tergolong sebagai penduduk miskin cenderung untuk mengelompok pada suatu lokasi yang memiliki karakteristik tertentu atau dapat dikatakan bahwa ada kecenderungan lokasi masyarakat miskin tidak acak. Terjadinya pengelompokan masyarakat miskin tersebut menunjukkan bahwa adanya keberagaman karakteristik antardaerah atau adanya heterogenitas spasial terkait kasus tersebut sehingga kemiskinan di setiap wilayah dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor yang berbeda sesuai kondisi di wilayah itu.

Beberapa penelitian terkait sebelumnya telah dilakukan dengan menggunakan pendekatan analisis regresi secara global. Meskipun begitu, pemodelan spasial terkait kemiskinan sudah

mulai banyak dilakukan untuk mengatasi adanya heterogenitas spasial yang terjadi. Penelitian menggunakan analisis spasial dilakukan oleh [19] terkait faktor yang memengaruhi kemiskinan multidimensi di kabupaten/kota di daerah Timur Indonesia. Penelitian tersebut dianalisis dengan metode GWR dengan variabel bebas yang digunakan adalah IPM, rasio ketergantungan, persentase desa dengan jalan mayoritas aspal, proporsi rumah sakit terhadap penduduk, dan persentase desa tanpa internet. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemodelan spasial metode GWR lebih baik daripada OLS dalam menjelaskan faktor-faktor yang memengaruhi angka kemiskinan multidimensi dan variabel rasio ketergantungan terbukti berpengaruh signifikan secara positif terhadap kemiskinan. Kemudian, terdapat penelitian mengenai faktor penyebab kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah yang mengaplikasikan metode GWR oleh [4]. Penelitian tersebut dilakukan pada 35 daerah di Jawa Timur dengan variabel bebas persentase penduduk bekerja di sektor pertanian, Upah Minimum Kerja, persentase penduduk memiliki jamkesmas, Angka Partisipasi Murni, pengeluaran per kapita, persentase rumah tangga memiliki jamban, luas lantai  $\leq 8 m^2$ , persentase rumah tangga menggunakan air bersih, dan laju inflasi. Penelitian tersebut menyatakan bahwa metode GWR mampu menunjukkan hasil yang lebih unggul daripada regresi linear metode OLS yang terlihat dari adanya peningkatan  $R^2$  dan penurunan AIC.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian terkait persentase penduduk miskin sangat penting untuk dilakukan karena kemiskinan berhubungan dengan hajat hidup orang banyak dan bersifat multidimensi. Selain itu, adanya kecenderungan masyarakat miskin untuk mengelompok menurut karakteristik tertentu di suatu lokasi berarti bahwa analisis regresi global kurang cocok untuk digunakan. Adapun pemodelan yang mampu mengakomodir adanya heterogenitas spasial adalah *Geographically Weighted Regression (GWR)* [5]. Kemudian, penelitian ini berbeda dengan penelitian terkait sebelumnya karena cakupan wilayah yang diperluas menjadi seluruh kabupaten/kota di Pulau Jawa, variabel tak bebas yang digunakan ialah persentase penduduk miskin, dan dilakukan penyesuaian variabel bebas yang diduga berpengaruh. Maka dari itu, penelitian bertujuan untuk memahami keterkaitan antara persentase penduduk miskin dengan variabel bebas yang diduga memengaruhi kemiskinan pada 119 kabupaten/kota di Pulau Jawa pada Tahun 2021 dengan menerapkan analisis spasial metode GWR.

## **1.2 Kemiskinan**

Menurut [3], kemiskinan merupakan suatu kondisi ketidakmampuan seseorang untuk menjaga dirinya sesuai dengan standar kehidupan yang layak serta ketidakmampuan untuk mengoptimalkan potensi fisik dan mentalnya dalam kegiatan produktif. Kemiskinan merupakan fenomena kompleks yang disebabkan oleh berbagai faktor, yaitu ekonomi, sosial, politik, budaya, dan geografis yang mana pada akhirnya bersama-sama memengaruhi kehidupan masyarakat menjadi miskin [16]. Pengukuran kemiskinan yang diterapkan oleh BPS mengacu pada konsep kemampuan seseorang dalam melengkapi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan dari segi pengeluaran. Seseorang disebut penduduk miskin apabila pengeluaran rerata per kapita yang dikeluarkan dalam sebulan kurang dari garis kemiskinan. Garis kemiskinan (GK) merupakan cerminan angka pengeluaran minimal yang dikeluarkan untuk memenuhi kebutuhan dasar hidupnya dalam satu bulan. Kemudian, persentase penduduk miskin dapat dikatakan sebagai persentase penduduk yang hidup di bawah GK atau rasio jumlah penduduk yang miskin terhadap jumlah penduduk daerah tersebut.

## **1.3 Regresi Linear Berganda (RLB)**

Regresi adalah metode analisis yang diterapkan untuk mempelajari bentuk keterkaitan antarvariabel melalui suatu persamaan [8]. Dalam analisis regresi, hubungan bisa berupa hubungan sebab akibat yang mana dapat mengukur seberapa besar suatu variabel memengaruhi variabel lainnya dan dapat memprediksi nilai dari suatu variabel. Metode dalam analisis regresi

yang paling banyak diterapkan ialah regresi linear berganda, yaitu analisis regresi yang menggambarkan keterkaitan antara variabel dependen terhadap satu atau lebih variabel independen. Dalam analisis RLB, parameter regresi diestimasi menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Adapun bentuk dari pemodelan RLB secara umum adalah:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^{p-1} \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad ; i = 1, 2, \dots, n \quad (1.1)$$

Keterangan:  $Y_i$  = variabel tak bebas daerah ke- $i$   
 $X_{ik}$  = variabel bebas ke- $(p - 1)$  pada daerah ke- $i$   
 $\beta$  = parameter OLS  
 $\varepsilon$  = *error term* ke- $i$

Analisis regresi linear berganda menerapkan analisis regresi global, artinya bahwa tiap daerah diasumsikan memiliki atribut atau ciri yang tidak berbeda sehingga koefisien regresi yang dihasilkan sama untuk setiap daerah [5]. Jadi, lokasi geografis tidak memiliki pengaruh terhadap karakteristik yang melekat pada suatu daerah tersebut. Selain itu, dalam analisis regresi linear berganda juga ada asumsi yang harus terpenuhi supaya diperoleh model regresi terbaik.

#### 1.4 Pengujian Asumsi Normalitas

Asumsi normalitas *error* dilakukan pengujian melalui nilai residualnya, baik secara informal maupun secara formal. Pengujian secara informal dilakukan dengan membentuk *Q-Q Plot* dari *residual*-nya, membuat histogram, atau melalui *boxplot* dari *residual*. Adapun pengujian secara formal dapat dilakukan dengan beberapa cara. Salah satu pengujian secara formal adalah dengan menerapkan uji *Jarque-Bera* [1]. Adapun statistik uji dan hipotesis statistik adalah:

$$H_0 : \varepsilon_i \sim N(\mu, \sigma^2)$$

$$H_1 : \varepsilon_i \not\sim N(\mu, \sigma^2)$$

$$\text{Statistik Uji: } JB = \frac{n}{6} \left( s^2 + \frac{(k-3)^2}{4} \right) \quad (1.2)$$

Keterangan:  $n$  = banyaknya sampel yang digunakan  
 $k$  = *Expected Excess Kurtosis*  
 $s$  = *Expected Skewness*

Keputusan dalam pengujian ini akan menyatakan tolak hipotesis nol atau asumsi normalitas *error* terlanggar apabila dari hasil pengujian tersebut diperoleh  $p - \text{value} < \alpha$  (5%).

#### 1.5 Pemeriksaan Asumsi Multikolinearitas

Multikolinearitas mengindikasikan terdapat hubungan linear yang signifikan atau kuat antara beberapa atau seluruh variabel bebas yang digunakan dalam model [20]. Pemeriksaan atau pengecekan asumsi nonmultikolinieritas dilakukan melalui nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). [7] menyatakan bahwa apabila VIF suatu variabel melebihi angka 10 maka mengindikasikan bahwa asumsi nonmultikolinieritas terlanggar. Berikut ini adalah rumus untuk menghitung nilai VIF:

$$VIF = \frac{1}{(1-R_k^2)} \quad (1.3)$$

$R_k^2$  menunjukkan koefisien determinasi *multiple* ketika  $X_k$  diregresikan dengan  $p - 2$  variabel lainnya. VIF sendiri mengukur seberapa banyak varians dari estimasi yang dilakukan mampu untuk ditingkatkan dibandingkan ketika variabel bebas tidak berhubungan linear [7].

### 1.6 Geographically Weighted Regression

Pemodelan regresi linear berganda menggunakan OLS mengharuskan untuk terpenuhinya asumsi klasik seperti asumsi normalitas, non-autokorelasi, homoskedastisitas, dan non-multikolinieritas. Apabila dalam analisis tersebut terdapat salah satu asumsi yang terlanggar maka akan menyebabkan hasil analisis menjadi tidak BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*) dan perlu dilakukan modifikasi. Salah satu cara untuk mengakomodir adanya pelanggaran asumsi adalah menggunakan model GWR, yaitu suatu model hasil pengembangan RLB yang dapat mengatasi adanya heterogenitas spasial [10] dan [9]. Dalam pemodelan GWR, setiap lokasi memiliki parameter regresi yang berbeda sebab setiap parameter dihitung pada tiap wilayah pengamatan [17]. Adapun bentuk umum dari pemodelan GWR adalah:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^{p-1} \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (1.4)$$

Keterangan:  $Y_i$  = variabel tak bebas daerah ke- $i$   
 $x_{ik}$  = variabel bebas ke- $k$  pada daerah ke- $i$   
 $(u_i, v_i)$  = titik koordinat garis lintang dan bujur daerah ke- $i$   
 $\beta_0(u_i, v_i)$  = koefisien intersep daerah ke- $i$   
 $\beta_k(u_i, v_i)$  = koefisien regresi untuk variabel bebas ke- $k$  pada daerah ke- $i$

Parameter model GWR diestimasi berdasarkan persamaan (1.5) dengan pemberian bobot yang tidak sama pada tiap wilayah atau disebut sebagai *Weighted Least Square* (WLS), yang mana dapat dituliskan sebagai:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = [X^T W(u_i, v_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i) y \quad (1.5)$$

Dengan  $W(u_i, v_i) = \text{diag}[w_1(u_i, v_i), w_2(u_i, v_i), \dots, w_n(u_i, v_i)]$  adalah matriks pembobot diagonal yang berbeda untuk tiap wilayah pengamatan. Salah satu aspek penting dalam mengestimasi nilai parameter dalam pemodelan spasial adalah pemilihan pembobot spasial. Menurut [15], pemodelan GWR menggunakan matriks pembobot spasial untuk memperhitungkan kedekatan spasial antarlokasi dan memperoleh hasil estimasi parameter regresi yang bervariasi dan bersifat lokal untuk setiap lokasi pengamatan.

### 1.7 Fungsi Pembobot Spasial GWR

Dalam pemodelan spasial GWR, terdapat beberapa fungsi pembobot yang dapat digunakan seperti Gaussian, Exponential, Bisquare, dan Tricube. Kemudian, dua bentuk dari fungsi pembobot kernel dalam pemodelan GWR meliputi kernel spasial adaptif dan tetap [15]. Fungsi kernel spasial tetap mempunyai *bandwidth value* ( $h$ ) optimum yang digunakan untuk seluruh wilayah pengamatan sedangkan kernel adaptif mempunyai nilai *bandwidth* ( $h$ ) yang tidak sama untuk tiap wilayah. Fungsi pembobot spasial yang diterapkan dalam penelitian ini adalah:

$$1. \text{ Adaptive Bisquare} \quad w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2 \\ 0 \end{cases}, \text{ untuk } d_{ij} \leq h_i \quad (1.6)$$

$$2. \text{ Adaptive Gaussian} \quad w_j(u_i, v_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right] \quad (1.7)$$

$$3. \text{ Fixed Gaussian} \quad w_j(u_i, v_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right] \quad (1.8)$$

$$4. \text{ Fixed Bisquare} \quad w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2 \\ 0 \end{cases}, \text{ untuk } d_{ij} \leq h \quad (1.9)$$

Keterangan:  $d_{ij}$  = euclidean distance antara daerah ke- $i$  dengan daerah ke- $j$

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

### Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu

$h_i$  = nilai *bandwidth* pada daerah ke- $i$

### 1.8 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial mengacu pada terdapat perbedaan keadaan dari suatu lokasi pengamatan dengan lokasi lainnya dalam suatu wilayah baik menurut aspek geografis, sosial budaya, maupun faktor lainnya yang dapat memengaruhi karakteristik di setiap lokasi pengamatan [11]. Heterogenitas spasial dalam pemodelan GWR dapat dilakukan pengujian dengan uji *Breusch Pagan* (BP test) [14]. Adapun statistik uji dan hipotesis statistik adalah sebagai berikut:

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_p^2 = \sigma^2$$

$$H_0: \text{paling tidak terdapat satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$$

$$\text{Statistik Uji: } BP = \frac{1}{2} f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f + \left( \frac{1}{T} \right) \left[ \frac{e^T W e}{\sigma^2} \right]^2 \sim \chi_k^2 \quad (1.10)$$

Keterangan:  $e$  = vektor residual  $e_i$  berukuran  $n \times 1$

$\sigma^2$  = ragam residual  $e_i$

$T$  =  $Tr[W^T W + W^2]$

$W$  = matriks pembobot spasial  $W_{ij}$

$Z$  = matriks  $X$  yang telah distandardisasi berukuran  $n \times n$

Keputusan dalam pengujian ini akan menyatakan tolak hipotesis nol atau yang menunjukkan bahwa terjadi heterogenitas spasial apabila statistik uji  $BP > \chi_{\left(\frac{\alpha}{2}, k\right)}^2$

### 1.9 Pengujian Parameter Parsial pada Daerah ke- $i$

Pengujian parameter parsial diterapkan dalam rangka menentukan parameter-parameter mana saja yang memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel tak bebas secara parsial pada model GWR. Adapun statistik uji dan hipotesis statistik yang digunakan adalah:

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0 \quad (\text{parameter tidak signifikan secara parsial})$$

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0; \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, p \quad (\text{parameter signifikan secara parsial})$$

$$\text{Statistik Uji: } t_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{g_{kk}}} \quad (1.11)$$

Keputusan dalam pengujian ini akan menyatakan tolak hipotesis nol atau parameter regresi signifikan secara parsial apabila statistik uji  $|t_{hit}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, df\right)}$  dengan  $df$  adalah *Degree of freedom* dari GWR *residual*.

### 1.10 Data dan Sumber Data

Dataset dalam penelitian ini yang digunakan untuk melakukan pemodelan spasial berbasis titik adalah data sekunder terkait karakteristik sosial dan ekonomi yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2021. Unit analisis dalam penelitian ini mencakup 119 Kabupaten/Kota di Pulau Jawa dengan variabel lokasi koordinat garis lintang (*latitude*) dan bujur (*longitude*). Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan *software* GeoDa, QGIS, dan GWR4. Keterangan atau penjelasan mengenai variabel bebas dan variabel tak bebas yang digunakan terdapat pada Tabel 1.1.

**Tabel 1.1.** Keterangan Variabel

Variabel	Keterangan	Satuan
Y	Persentase Penduduk Miskin (P0)	Persen

X1	Angka Harapan Hidup (AHH)	Tahun
X2	Rata-Rata Lama Sekolah (RLS)	Tahun
X3	Rasio Ketergantungan Penduduk (RKP)	-
X4	Persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (TK_15)	Persen
X5	Persentase penduduk umur 7-24 tahun tetapi tidak bersekolah (NE)	Persen

### 1.11 Langkah Penelitian

Langkah yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi:

1. Membuat analisis deskriptif untuk memperoleh gambaran awal seluruh variabel. Dalam hal ini, akan disajikan ringkasan statistik berupa nilai minimum, rerata, maksimum, dan ragam untuk setiap variabel.
2. Mendapatkan model regresi linear berganda dengan metode OLS yang diperoleh dengan mengestimasi persamaan (1.1) menggunakan software GWR.
3. Melakukan pengujian asumsi normalitas dan nonmultikolinearitas. Pengujian asumsi normalitas error dilakukan dengan statistik uji Jarque-Bera seperti pada persamaan (1.2) dan pemeriksaan multikolinearitas melalui nilai VIF dengan rumus pada persamaan (1.3)
4. Melakukan pengujian heterogenitas spasial dengan menerapkan uji Breusch Pagan (BP *test*) dengan statistik uji pada persamaan (1.10)
5. Membentuk model GWR dengan memilih kernel terbaik. Langkah ini dilakukan dengan mengestimasi persamaan (1.4) menggunakan keempat kernel, kemudian memilih kernel terbaik berdasarkan ukuran AIC, AICc, CV, R-Square, dan Adj. R-Square. Setelah itu, dilakukan analisis terhadap hasil yang diperoleh.
6. Pengujian signifikansi parameter secara parsial menggunakan rumus pada persamaan (1.11). Kemudian dilakukan interpretasi atas hasil yang diperoleh.
7. Evaluasi model GWR dengan membandingkan terhadap model regresi linear berganda metode OLS melalui ukuran Adj. R-Square dan AIC.

## 2. HASIL DAN PEMBAHASAN

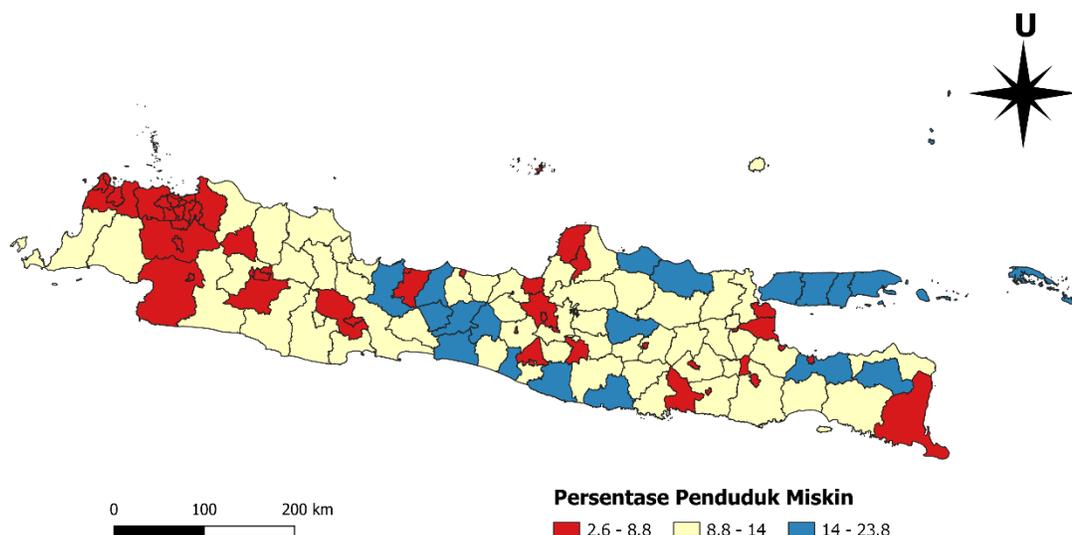
### 2.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan agar memperoleh informasi awal terkait seluruh variabel yang digunakan. Analisis deskriptif yang dilakukan disajikan dalam bentuk ringkasan statistik yang berisi nilai minimum, rerata, maksimum, dan ragam dari setiap variabel yang digunakan (Tabel 2.1). Selain itu, pada Gambar 2.1 juga disajikan dalam bentuk peta tematik terkait persebaran persentase penduduk miskin di Pulau Jawa.

**Tabel 2.1.** Hasil ringkasan statistik

Variabel	Minimum	Rerata	Maksimum	Ragam
Y	2,570	10,337	23,760	17,663
X1	64,76	72,81	77,73	6,747
X2	4,860	8,439	11,820	2,563
X3	6,48	35,84	54,61	104,581
X4	86,93	93,14	97,96	7,127
X5	15,89	30,41	38,84	18,718

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu**



**Gambar 2.1.** Persebaran Persentase Penduduk Miskin

Berdasarkan Tabel 2.1, terlihat bahwa persentase penduduk miskin (Y) di Pulau Jawa tahun 2021 secara rata-rata sebesar 10,337 persen. Persentase penduduk miskin terendah sebesar 2,570 persen terdapat di Kota Tangerang Selatan dan Kabupaten Sampang ialah daerah dengan persentase penduduk miskin tertinggi sebesar 23,760 persen. Hal ini dapat terjadi karena berbagai faktor, seperti di Kabupaten Sampang yang memiliki pendapatan per kapita rendah, tingkat pendidikan yang rendah, dan indeks pembangunan manusia yang juga rendah (Sari et al., 2020). Nilai persentase penduduk miskin di Pulau Jawa secara rata-rata tersebut masih terbilang tinggi karena masih cukup jauh dari target RPJMN yang telah ditetapkan. Selain itu, pada Gambar 2.1 terlihat bahwa persentase penduduk miskin di Pulau Jawa mayoritas berada pada rentang nilai 8,8 hingga 14 persen, yang mana terlihat dari dominasi warna krem pada gambar tersebut. Hal ini mendukung hasil ringkasan statistik yang menyatakan bahwa persentase penduduk miskin di Pulau Jawa terbilang tinggi dan masih jauh dari target.

## 2.2 Pemodelan Regresi Linear Berganda

Analisis RLB dengan metode OLS diterapkan dengan tujuan memperoleh pengetahuan terkait bagaimana variabel bebas memengaruhi variabel tak bebas. Berikut disajikan hasil analisis RLB dengan mengestimasi persamaan (1.1) menggunakan metode OLS beserta koefisien determinasi yang dihasilkan dalam Tabel 2.2.

**Tabel 2.2.** Hasil Estimasi Regresi Linear Berganda

Variable	Koefisien	t-Statistics	p-value	Adj. R-Square
Konstanta	9,72541	0,748799	0,45553	0,572029
X1	0,0553485	0,471321	0,63832	
X2	-2,02729	-8,45698	0,00000*	
X3	0,0006639	0,0247607	0,98029	
X4	0,204319	1,74543	0,08363	
X5	-0,176354	-2,5203	0,01312*	

\*) Signifikan dalam tingkat signifikansi 5%

Pada tabel di atas, variabel RLS (X2) dan NE (X5) berpengaruh secara negatif dan signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian [8] yang menyatakan bahwa variabel pendidikan berpengaruh terhadap persentase penduduk miskin, yang mana variabel RLS

berpengaruh signifikan secara negatif. Koefisien determinasi yang diperoleh dari pemodelan tersebut adalah sebesar 57,20 persen yang artinya bahwa kelima variabel bebas dapat menerangkan variasi dalam persentase penduduk miskin sebesar 57,20 persen dan 42,80 persen sisanya dijelaskan oleh faktor lain yang tidak termasuk dalam model. Persamaan model RLB tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{Y}_i = 9,725 + 0,055 X_1 - 2,027 X_2^* + 0,0007 X_3 + 0,204 X_4 - 0,176 X_5^* \quad (2.1)$$

### 2.3 Pengujian Asumsi Klasik

Pengujian pada penelitian ini terdiri dari uji normalitas error dan nonmultikolinearitas. Asumsi normalitas error dilakukan pengujian menggunakan statistik uji Jarque-Bera seperti pada persamaan (1.2) dan pemeriksaan asumsi nonmultikolinearitas dilakukan melalui nilai VIF yang dihasilkan pada tiap variabel bebas yang digunakan dengan rumus pada persamaan (1.3).

**Tabel 2.3.** Hasil Pengujian Asumsi Klasik Normalitas Error

Uji	DF	Nilai Statistik Uji	<i>p-value</i>
Jarque-Bera	2	4,1556	0,1252

**Tabel 2.4.** Nilai VIF seluruh variabel bebas

X1	X2	X3	X4	X5
1,452	2,299	1,174	1,524	1,431

Berdasarkan Tabel 2.3, terlihat bahwa asumsi normalitas error pada regresi linear berganda telah terpenuhi karena pengujian dengan *JB-Test* memberikan nilai *p-value* > 0,05 yang membawa pada keputusan Gagal Tolak  $H_0$ . Selain itu, asumsi nonmultikolinearitas juga telah terpenuhi karena seluruh variabel bebas dapat menghasilkan nilai VIF yang tidak lebih dari 10 (Lihat Tabel 2.4). Karena asumsi nonmultikolinearitas terpenuhi, maka seluruh variabel bebas tersebut dapat digunakan untuk analisis regresi.

### 2.4 Pengujian Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial dilakukan pengujian dengan menerapkan uji Breusch Pagan (*BP test*) dengan statistik uji pada persamaan (1.10) yang mana hasilnya terdapat pada tabel berikut:

**Tabel 2.5.** Hasil Uji Heterogenitas Spasial

Uji	DF	Nilai Statistik Uji	<i>p-value</i>
Breusch Pagan	5	11,1145	0,04916

Berdasarkan Tabel 2.5, hasil pengujian *BP test* memberikan nilai BP sebesar 11,1145 dengan *p-value* sebesar 0,04916. Karena *p-value* < 0,05 maka keputusannya adalah  $H_0$  ditolak, yang artinya bahwa dalam tingkat signifikansi 5% terdapat cukup bukti yang menyatakan adanya heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial yang terjadi membuat estimasi regresi linear berganda dengan metode OLS menjadi kurang tepat untuk digunakan karena estimasi yang dilakukan bersifat global. Oleh sebab itu, akan dilakukan pemodelan spasial GWR yang mampu mengakomodir permasalahan tersebut [6].

### 2.5 Pemilihan Kernel Terbaik

Pemodelan spasial berbasis titik dengan menggunakan GWR memerlukan matriks pembobot yang tepat agar mendapatkan hasil yang baik. Matriks pembobot yang akan digunakan meliputi kernel *Adaptive Bisquare*, *Adaptive Gaussian*, *Fixed Gaussian*, dan *Fixed Bisquare* (Lihat persamaan (1.6), (1.7), (1.8), (1.9)). Dari keempat kernel tersebut akan dipilih satu kernel yang

## JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu

mampu memberikan hasil estimasi terbaik. Adapun kriteria yang digunakan untuk menentukan kernel mana yang terbaik adalah ukuran AIC, AICc, CV, R-Square, dan Adj. R-Square. Kernel terbaik dipilih apabila memiliki nilai AIC, AICc, dan CV terkecil serta nilai R-Square, dan Adj. R-Square terbesar.

**Tabel 2.6.** Kriteria Pemilihan Kernel Terbaik

Kriteria	Adaptive Bisquare	Adaptive Gaussian	Fixed Gaussian	Fixed Bisquare
Classic AIC	561,101720	580,356098	553,206916	549,690857
AICc	573,416439	583,100481	570,732317	568,997535
CV	6,968466	7,729017	6,694605	6,652393
R-Square	0,749078	0,638976	0,780563	0,791200
Adj. R-Square	0,672559	0,594392	0,692681	0,707253

Berdasarkan Tabel 2.6, terlihat bahwa model GWR dengan menggunakan kernel Fixed Bisquare mampu memberikan hasil terbaik menurut kelima kriteria tersebut. Kernel tersebut memiliki nilai AIC, AICc, dan CV terkecil serta nilai R-Square, dan Adj. R-Square terbesar. Oleh sebab itu, kernel terbaik yang digunakan dalam memodelkan terkait persentase penduduk miskin di Pulau Jawa tahun 2021 adalah kernel Fixed Bisquare.

### 2.6 Pemodelan GWR

Pemodelan GWR dilakukan dengan mengestimasi persamaan (1.4) menggunakan metode GWR *kernel Fixed Bisquare*. Berikut ini disajikan ringkasan koefisien parameter dari model tersebut pada Tabel 2.7.

**Tabel 2.7.** Ringkasan Koefisien Parameter GWR Fixed Bisquare

Variabel	Mean	Minimum	Maximum	Range
Konstanta	34,885520	-96,255327	105,084159	201,339486
X1	-0,072077	-0,789139	0,610229	1,399369
X2	-1,943300	-4,223030	-0,934063	3,288967
X3	0,040501	-0,243646	0,172699	0,416345
X4	0,001554	-0,585864	1,567550	2,153414
X5	-0,143877	-0,365911	0,141829	0,507740

Berdasarkan Tabel 2.7, terlihat bahwa hanya variabel RLS (X2) saja yang memiliki tanda koefisien parameter yang searah untuk tiap kabupaten/kota di Pulau Jawa. Artinya bahwa variabel RLS memiliki pengaruh secara negatif terhadap persentase penduduk miskin di semua lokasi pengamatan. Sedangkan untuk keempat variabel bebas lainnya memiliki tanda yang berbeda-beda antar kabupaten/kota, yang mana hal tersebut terlihat dari nilai minimum dan maksimum yang memiliki tanda berbeda.

Pemeriksaan pemodelan GWR lebih tepat daripada model regresi global dapat dilaksanakan dengan uji kesesuaian model yang mana hipotesis nol-nya adalah GWR tidak lebih unggul daripada model regresi global. Pemodelan GWR lebih unggul daripada regresi global apabila saat pengujian memberikan hasil  $F_{hitung} > F_{(1-\alpha, df_1, df_2)}$  yang mana  $df_1$  merupakan df dari GWR *Improvement* dan  $df_2$  dari GWR *Residuals*.

**Tabel 2.8.** Pengujian Kesesuaian Model GWR

Sumber	Sum of Square	DF	Mean Square	F
Global Residuals	854,186	113,000		
GWR Improvement	419,004	27,837	15,052	

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu**

GWR Residuals	435,182	85,163	5,110	2,945566
---------------	---------	--------	-------	----------

Berdasarkan Tabel 2.8, didapatkan nilai  $F_{hitung}$  sebesar 2,946 yang mana nilai tersebut lebih besar daripada  $F_{(27,837;85,163)} = 1,617$ . Karena  $F_{hitung} > F_{(1-\alpha;df_1,df_2)}$  sehingga membawa pada keputusan Tolak  $H_0$  yang berarti pada tingkat signifikansi 5% ada bukti yang cukup untuk menunjukkan bahwa GWR *Fixed Bisquare* lebih baik daripada regresi global.

Kemudian, pengujian variasi pada parameter model dapat digunakan untuk mengetahui apakah koefisien regresi bersifat lokal atau global untuk setiap daerah [19]. Pengujian ini dapat dilakukan dengan melihat *difference of criterion value* yang dihasilkan. *Diff of criterion* yang bertanda positif mengindikasikan bahwa tidak terdapat variasi spasial sedangkan apabila bertanda negatif berarti terdapat variasi spasial [21].

**Tabel 2.9.** Uji Variasi pada Koefisien Lokal

Variabel	<i>DIFF of criterion</i>
Konstanta	-169.193902
X1	-253.609594
X2	-1.594610
X3	2.793525
X4	-847.662606
X5	-2.943190

Berdasarkan Tabel 2.9, terlihat bahwa hanya variabel RKP (X3) saja yang memiliki nilai *Diff of criterion* bertanda positif yang mengindikasikan bahwa tidak adanya variasi spasial atau estimasi koefisien variabel RKP tidak signifikan berbeda untuk setiap wilayah. Sedangkan keempat variabel bebas lainnya memiliki nilai *Diff of criterion* yang bertanda negatif yang mengindikasikan bahwa keempat tersebut memiliki variasi spasial atau koefisien regresi dari tiap variabel signifikan berbeda untuk setiap wilayah.

## 2.7 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial

Pengujian parsial digunakan dalam rangka melihat parameter-parameter mana di setiap lokasi pengamatan yang signifikan. Pengujian parsial dalam analisis spasial GWR dilakukan dengan menggunakan statistik uji t yang hipotesis nol-nya adalah parameter regresi tidak signifikan secara parsial dengan statistik uji pada persamaan (1.11). Dalam penelitian ini, akan disajikan contoh hasil uji signifikansi parameter secara parsial di Kota Tangerang Selatan karena memiliki nilai persentase penduduk miskin terendah di Pulau Jawa.

$$\hat{Y}_{Tangsel} = 6,018 + 0,466 X_1^* - 1,823 X_2^* + 0,095 X_3^* - 0,119 X_4 - 0,244 X_5 \quad (2. 2)$$

\*) signifikan pada tingkat signifikansi 5%

Berdasarkan persamaan tersebut, terlihat bahwa variabel bebas yang memengaruhi rendahnya persentase penduduk miskin di Kota Tangerang Selatan adalah variabel AHH (X1), RLS (X2), dan RKP (X3). Hal ini berarti bahwa setiap kenaikan satu satuan AHH di Kota Tangerang Selatan, maka persentase penduduk miskin akan meningkat sebesar 0,466 satuan, asumsi variabel lainnya konstan. Kemudian, setiap kenaikan satu satuan RLS maka persentase penduduk miskin di Kota Tangerang Selatan akan menurun sebesar 1,823 satuan, asumsi variabel lainnya konstan. Lalu, tiap kenaikan satu satuan RKP maka persentase penduduk miskin di Kota Tangerang Selatan akan naik sebesar 0,095 satuan, dengan asumsi variabel lain konstan.

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu**

Selain menyajikan daerah dengan persentase penduduk miskin terendah di Pulau Jawa, akan disajikan pula contoh hasil uji signifikansi parameter secara parsial di Kabupaten Sampang sebagai daerah dengan persentase penduduk miskin tertinggi.

$$\hat{Y}_{Sampang} = 70,128 + 0,291 X_1 - 3,813X_2^* + 0,059 X_3 - 0,461 X_4 - 0,215 X_5 \quad (2.3)$$

\*) signifikan pada tingkat signifikansi 5%

Berdasarkan persamaan tersebut, terlihat bahwa variabel bebas yang memengaruhi tingginya persentase penduduk miskin di Kabupaten Sampang hanyalah variabel RLS (X2) saja. Hal ini berarti bahwa setiap kenaikan satu satuan RLS di Kabupaten Sampang, maka persentase penduduk miskin akan menurun sebesar 3,813 satuan, asumsi variabel lainnya konstan.

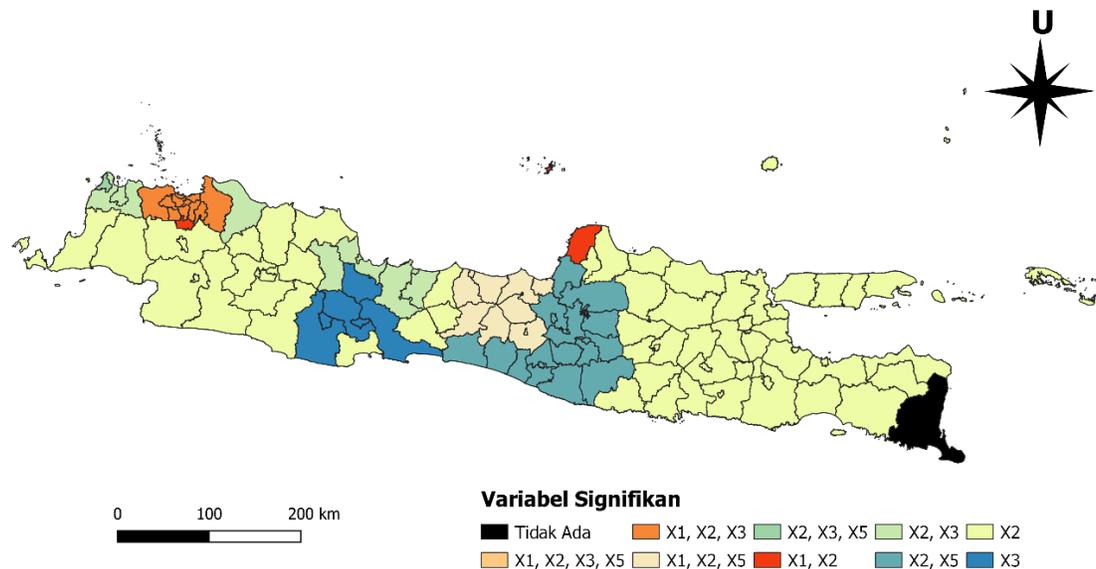
Hasil yang diperoleh dari kedua contoh daerah tersebut telah sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [12] dan [19]. Pada penelitian [12] menyatakan bahwa variabel RLS berpengaruh signifikan secara negatif terhadap persentase penduduk miskin. Kemudian, pada penelitian yang dilakukan oleh [19], menyatakan bahwa rasio ketergantungan penduduk (RKP) berpengaruh secara positif dan signifikan terhadap persentase penduduk miskin.

Secara umum, hasil uji signifikansi parameter regresi secara parsial dapat dirangkum dan dikelompokkan berdasarkan variabel yang signifikan untuk setiap daerah. Hasil rangkuman tersebut tercantum dalam Tabel 2.10 dan Gambar 2.2.

**Tabel 2.10.** Pengelompokkan Kabupaten/Kota menurut Variabel yang Signifikan

Variabel Signifikan	Nama Kabupaten/Kota	Jumlah
Tidak Ada	Banyuwangi	1
X1, X2	Kota Depok, Jepara	2
X1, X2, X3	Kota Jakarta Selatan, Kota Jakarta Timur, Kota Jakarta Pusat, Kota Jakarta Barat, Kota Jakarta Utara, Kota Bekasi, Bekasi, Tangerang, Kota Tangerang, Kota Tangerang Selatan	10
X1, X2, X3, X5	Kepulauan Seribu	1
X1, X2, X5	Temanggung, Banjarnegara, Batang, Wonosobo, Magelang, Kendal, Pekalongan, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Magelang	10
X2	Sukabumi, Bandung, Bogor, Garut, Cianjur, Sumedang, Indramayu, Purwakarta, Subang, Pangandaran, Bandung Barat, Kota Sukabumi, Kota Bandung, Kota Bogor, Kota Cimahi, Banyumas, Purbalingga, Blora, Rembang, Tulungagung, Pati, Kudus, Ponorogo, Pacitan, Pemalang, Kediri, Blitar, Trenggalek, Malang, Lumajang, Jember, Situbondo, Pasuruan, Probolinggo, Bondowoso, Sidoarjo, Mojokerto, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Gresik, Jombang, Sampang, Pamekasan, Bangkalan, Kota Kediri, Sumenep, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu, Pandeglang, Lebak	61
X2, X3	Cirebon, Majalengka, Karawang, Kota Cirebon, Tegal, Brebes, Kota Tegal, Serang, Kota Serang	9
X2, X3, X5	Kota Cilegon	1
X2, X5	Sragen, Purworejo, Kebumen, Klaten, Boyolali, Wonogiri, Karanganyar, Grobogan, Sukoharjo, Semarang, Demak, Kota Salatiga, Kota Surakarta, Gunung Kidul, Bantul, Kulon Progo, Kota Yogyakarta, Sleman	18
X3	Tasikmalaya, Ciamis, Kuningan, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar, Cilacap	6

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu**



**Gambar 2.2.** Peta Tematik Pengelompokan Kabupaten/Kota menurut Variabel Signifikan

Berdasarkan Gambar 2.2, terlihat bahwa adanya variasi dalam signifikansi variabel bebas secara parsial untuk tiap kabupaten/kota di Pulau Jawa. Hasil uji secara parsial dari pemodelan GWR menghasilkan sepuluh kelompok kabupaten/kota menurut signifikansi variabel yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Pulau Jawa Tahun 2021. Pengelompokan tersebut didominasi oleh warna kuning kehijauan yang terdiri dari satu variabel saja yang signifikan, yaitu variabel RLS (X2). Pada Tabel 2.10, terlihat bahwa kelompok tersebut terdiri dari 61 kabupaten/kota. Kemudian, pengelompokan dengan anggota paling sedikit terlihat pada daerah yang berwarna krem dengan variabel bebas yang signifikan adalah AHH, RLS, RKP, NE (X1, X2, X3, X5) dan warna hijau dengan variabel bebas yang signifikan adalah RLS, RKP, NE (X2, X3, X5) yang mana masing-masing kelompok tersebut hanya beranggotakan satu kabupaten/kota saja. Selain itu, terdapat satu kabupaten/kota yang tidak memiliki satu pun variabel bebas yang signifikan memengaruhi persentase penduduk miskin. Daerah tersebut adalah Kabupaten Banyuwangi yang mana pada peta daerah tersebut diberi warna hitam. Dari lima variabel bebas yang diikutsertakan dalam analisis, hanya persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (X4) saja yang tidak signifikan pada seluruh kabupaten/kota di Pulau Jawa.

## 2.8 Evaluasi Model GWR

Evaluasi model dilakukan untuk melihat pemodelan manakah yang lebih baik untuk digunakan dalam melakukan pemodelan terkait persentase penduduk miskin di Pulau Jawa Tahun 2021. Adapun kriteria evaluasi yang digunakan untuk mengevaluasi model GWR adalah nilai AIC dan Adj. R-Square. Suatu model dikatakan lebih baik untuk digunakan apabila mampu memberikan nilai AIC yang rendah dan nilai Adj. R-Square yang tinggi.

**Tabel 2.11.** Evaluasi Model GWR

Model	AIC	Adj. R-Square
Regresi Linear Berganda	586,259433	0,568208
GWR Kernel Fixed Bisquare	549,690857	0,707253

Pada Tabel 2.11, terlihat bahwa AIC model GWR lebih kecil daripada model RLB dan nilai Adj. R-Square yang dihasilkan lebih besar daripada model RLB. Hal tersebut memperlihatkan

bahwa pemodelan GWR dengan Kernel *Fixed Bisquare* telah mampu menerangkan hubungan variabel bebas dalam memengaruhi variabel tak bebas dengan lebih tepat dibandingkan model RLB. Selain itu, model GWR yang digunakan untuk tujuan mengatasi masalah heterogenitas terbukti mampu untuk mengatasi permasalahan tersebut. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian [13] terkait analisis heterogenitas spasial kemiskinan moneter di Peru, yang menyatakan bahwa penerapan model GWR menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam menjelaskan variabel tak bebas daripada model OLS.

### **3. KESIMPULAN**

Persentase penduduk miskin di Pulau Jawa pada tahun 2021 masih menunjukkan nilai yang relatif tinggi serta memiliki nilai dan karakteristik yang beragam antar kabupaten/kota. Variasi karakteristik tersebut menggambarkan bahwa setiap kabupaten/kota di Pulau Jawa mempunyai tantangan yang berbeda dalam mengentaskan kemiskinan. Hasil pengujian BP Test menunjukkan bahwa adanya heterogenitas spasial sehingga pemodelan GWR dilakukan untuk mengatasi permasalahan tersebut. Berdasarkan perbandingan beberapa kriteria evaluasi, pembobot spasial *kernel Fixed Bisquare* dipilih karena mampu memberikan nilai kriteria evaluasi terbaik. Pemodelan GWR terbukti mampu memodelkan persentase penduduk miskin di Pulau Jawa Tahun 2021 dengan lebih baik dibandingkan model RLB. Model GWR menghasilkan 10 kelompok kabupaten/kota menurut signifikansi variabel bebas yang mana pengelompokan tersebut didominasi oleh kelompok dengan variabel RLS signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa pendidikan perlu menjadi perhatian pemerintah daerah kabupaten/kota di Pulau Jawa agar persentase penduduk miskin dapat menurun. Seseorang dengan pendidikan yang baik, dalam hal ini memiliki nilai RLS tinggi, tentu akan membantu dalam peningkatan kualitas hidupnya dengan memperoleh pekerjaan dan pendapatan yang layak. Selain itu, variabel Persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (X4) tidak signifikan di semua lokasi pengamatan dan Kabupaten Banyuwangi tidak terdapat satu pun variabel yang signifikan.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Arnastauskaitė, J., Ruzgas, T., & Bražėnas, M., 2021. An exhaustive power comparison of normality tests. *Mathematics*, Vol. 9, No. 7, 788.
- [2] Chazar, C., Gunawan, H., & Sumpena., 2022. Implementasi Support Vector Machine pada Klasifikasi Penduduk Miskin Wilayah Desa Taraju Kabupaten Tasikmalaya. *INFORMASI (Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi)*, Vol. 14, No. 2, 136–148.
- [3] Daud, M., 2021. Implementasi Program Keluarga Harapan Dalam Meningkatkan Kesejahteraan Masyarakat Miskin. *Jurnal Pendidikan, Sains, Dan Humaniora*, Vol. 9, No. 4, 620–624.
- [4] Firda, M., Wasono, R., & Darsyah, Y., 2015. Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) Pada Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah. *Jurnal Statistika*, Vol. 3, No. 2, 67–74.
- [5] Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M., 2002. *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons Ltd.
- [6] Gong, S., Dong, X., Wang, K., Lei, B., Jia, Z., Qin, J., Roadknight, C., Liu, Y., & Cao, R., 2023. Agent-based modelling with geographically weighted calibration for intra-urban activities simulation using taxi GPS trajectories. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 122, 103368.

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu**

- [7] Gujarati, D. N., & Porter, D. C., 2009. *Basic Econometrics Fifth Edition*. McGraw-Hill/Irwin.
- [8] Gupta, A. K., Singh, V., Mathur, P., & Travieso-Gonzalez, C. M., 2021. Prediction of COVID-19 pandemic measuring criteria using support vector machine, prophet and linear regression models in Indian scenario. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, Vol. 24, No. 1, 89–108.
- [9] Jia, Z., Wang, X., Feng, X., Ma, J., Wang, X., Zhang, X., Zhou, J., Sun, Z., Yao, W., & Tu, Y., 2023. Exploring the spatial heterogeneity of ecosystem services and influencing factors on the Qinghai Tibet Plateau. *Ecological Indicators*, Vol. 154, 110521.
- [10] Li, J., Jia, K., Liu, Y., Yuan, B., Xia, M., & Zhao, W., 2021. Spatiotemporal distribution of zika virus and its spatially heterogeneous relationship with the environment. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, Vol. 18, No. 1, 1–14.
- [11] Munikah, T., Pramoedyo, H., & Fitriani, R., 2014. Pemodelan Geographically Weighted Regression dengan Pembobot Fixed Gaussian Kernel pada Data Spasial ( Studi Kasus Ketahanan Pangan di Kabupaten Tanah Laut Kalimantan Selatan ). *Natural*, Vol. 2, No. 3, 296–302.
- [12] Nirwana, I. D., 2013. Pengaruh Variabel Pendidikan Terhadap Persentase Penduduk Miskin (Studi Pada 33 Provinsi Di Indonesia, 6 Provinsi Di Pulau Jawa, Dan 27 Provinsi Di Luar Pulau Jawa Pada Tahun 2006-2011). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, Vol. 1, No. 2.
- [13] Palomino, J., & Sánchez, T., 2021. Where Are the Poor Located? A Spatial Heterogeneity Analysis of Monetary Poverty in Peru. *Economia*, Vol. 44, No. 87, 89–114.
- [14] Runadi, T., Widyaningsih, Y., & Lestari, D., 2020. Modeling total crime and the affecting factors in Central Java using geographically weighted regression. *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1442, No. 1.
- [15] Safitri, U., & Amaliana, L., 2021. Model Geographically Weighted Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive dan Fixed Kernel pada Kasus Kematian Ibu di Jawa Timur. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, Vol. 5, No. 2, 208–220.
- [16] Saleem, S., Aslam, M., Sherwani, R. A. K., Jadoon, A. K., Sarwar, A., & Butt, I., 2023. Determinants of rural household poverty in Pakistan with multilevel approach. *Cogent Economics and Finance*, Vol. 11, No. 1.
- [17] Saputra, H. Y., & Radam, I. F., 2022. Accessibility model of BRT stop locations using Geographically Weighted regression (GWR): A case study in Banjarmasin, Indonesia. *International Journal of Transportation Science and Technology*, Vol. 12, No. 3, 779–792.
- [18] Sari, N. K., Susilowati, D., & Arifin, Z., 2020. Analisis Pertumbuhan Ekonomi, Pendidikan Dan Indeks Pembangunan Manusia Terhadap Tingkat Kemiskinan Di Madura. *Jurnal Ilmu Ekonomi JIE*, Vol. 4, No. 3, 577–590.
- [19] Setyani, A. I., & Sugiarto., 2021. Aplikasi Metode Geographically Weighted Regression Determinan Kemiskinan Multidimensi Kabupaten/kota di Kawasan Timur Indonesia. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, Vol. 5, No. 2, 121–132.
- [20] Shrestha, N., 2020. Detecting Multicollinearity in Regression Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, Vol. 8, No. 2, 39–42.
- [21] Sugiarto, & Arsyadana, H. H., 2015. Perbandingan Regresi Global Dan Geographical Weighted Regression (GWR) Pada Model Kasus Prevalensi Penyakit Hepatitis. *Statistika*,

**JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI**  
**Muhammad Rafi Ikhsanudin, Ernawati Pasaribu**

Vol. 3, No. 2, 31–40.

- [22] Suhandi, N., Putri, E. A. K., & Agnisa, S., 2018. Analisis Pengaruh Jumlah Penduduk terhadap Jumlah Kemiskinan Menggunakan Metode Regresi Linear di Kota Palembang. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, Vol. 9, No. 2, 77–82.
- [23] Yuhan, R. J., & Sitorus, J. R. H., 2018. Metode Geographically Weighted Regression Pada Karakteristik Penduduk Hampir Miskin Di Kabupaten/Kota Pulau Jawa. *E-Journal Widya Eksakta*, Vol. 1, No. 1, 41–47.