

Penggunaan Metode Geographically Weighted Regression (GWR) Untuk Mengestimasi Faktor Dominan yang Mempengaruhi Penduduk Miskin di Provinsi Jambi

Susi Kartika¹, Sufri², Gusmi Kholijah³

^{1, 2, 3} Program Studi Matematika, Universitas Jambi, Indonesia

e-mail: ¹susi.kartika113@gmail.com, ²sufri.fkip.@unja.ac.id, ³gusmikholijah@unja.ac.id

Abstrak. Kemiskinan merupakan keadaan individu atau sekelompok orang tidak mampu memenuhi kebutuhan dasar yang dianggap sebagai kebutuhan minimal dan memiliki standar tertentu. Salah satu Provinsi yang tercatat jumlah penduduk miskin yang memiliki penghasilan di bawah standar adalah Provinsi Jambi. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui faktor apa yang paling dominan yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jambi menggunakan metode *Geographically weighted Regression* (GWR). Variabel yang mempengaruhi kemiskinan adalah populasi penduduk yang memiliki akses air bersih (x_1), laju pertumbuhan penduduk (x_2), angka harapan hidup (x_3), rata-rata lama sekolah (x_4), angka partisipasi sekolah (x_5), persentase pengangguran (x_6), jumlah penduduk tamat S1/D3 (x_7) dan inflasi (x_8). Data yang digunakan diperoleh dari data SUSENAS 2018. Berdasarkan hasil analisis, dapat disimpulkan bahwa variabel dominan yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jambi adalah x_4, x_5 dan x_7 . Kabupaten/Kota dikelompokkan berdasarkan variabel yang signifikan pada Kabupaten/Kota tersebut. Tebo, Bungo dipengaruhi oleh x_4 ; Merangin, Sarolangun dan Bantanhari di pengaruhi oleh x_7 dan x_4 ; Tanjung Jabung Barat dipengaruhi oleh x_7 ; Tanjung Jabung Timur dipengaruhi oleh x_5 ; sedangkan untuk Muaro Jambi, Sungai Penuh, Jambi dan Kerinci dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak terdapat dalam penelitian.

Keywords: *Geographically weighted Regression* (GWR), Kemiskinan, Spasial, Regresi

Abstract. Poverty is a condition where individuals or groups of people are unable to meet basic needs which are considered as minimum needs and have certain standards. One of the provinces that recorded the number of poor people who have below standard income is Jambi Province. The purpose of this research is to find out what are the most dominant factors influencing poverty in Jambi Province using the *Geographically Weighted Regression* (GWR) method. Variables that affect poverty are the population that has access to clean water (x_1), population growth rate (x_2), life expectancy (x_3), average length of schooling (x_4), school participation rate (x_5), unemployment percentage (x_6), number of people graduated S1/D3 (x_7) and inflation (x_8). The data used is obtained from the 2018 SUSENAS data. Based on the results of the analysis, it can be concluded that the dominant variables that affect poverty in Jambi Province are regencies/cities grouped based on significant variables in these districts/cities Tebo, Bungo are influenced by x_4 ; Merangin, Sarolangun and Bntanghari is influenced by x_7 and x_4 ; West Tanjung Jabung is influenced by x_7 ; East Tanjung Jabung is influenced by x_5 ; while for Muaro Jambi, Sungai Penuh, Jambi and Kerinci are influenced by other factors not included in the study

Keywords: *Geographically weighted Regression* (GWR), Poverty, Spatial, Regression

I. INTRODUCTION

Analisis regresi merupakan analisis yang di gunakan untuk mengukur ada tidaknya hubungan variabel independen terhadap variabel dependen [1]. Data spasial merupakan salah satu data penelitian yang memperhatikan posisi, objek, dan hubungan yang berada dalam bumi ini. Metode regresi yang dapat digunakan untuk menganalisis data spasial adalah metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). Metode GWR merupakan salah satu analisis yang membentuk analisis regresi namun bersifat

lokal untuk setiap lokasi dan nilai parameternya berlaku hanya pada tiap lokasi pengamatan yang berbeda dengan lokasi lainnya [2]. Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat bahwa data kemiskinan dihitung berdasarkan lokasi.

Studi kasus pada penelitian ini adalah faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jambi dimana kasus ini sesuai dengan karakteristik data spasial. Hal ini menunjukkan bahwa metode GWR diperkirakan dapat digunakan, karena terdapat beberapa faktor yang di pertimbangkan sebagai penyebab penduduk miskin yang dihubungkan dengan aspek geografis daerahnya. Adapun

faktor penyebab kemiskinan diantaranya adalah persentase penduduk yang tidak memiliki akses air bersih, laju pertumbuhan penduduk, angka harapan hidup, angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah. Angka partisipasi sekolah, persentase pengangguran, jumlah penduduk tamat S1/D3, inflasi.

Pada penelitian terdahulu oleh Rahmawati (2011) mengatakan bahwa metode GWR lebih baik dalam memodelkan data kemiskinan dibandingkan analisis regresi biasa. Menurut penelitian Aprianti (2010), metode GWR dapat memodelkan data kemiskinan dengan variabel dominan persentase angka melek huruf, jumlah penduduk yang bekerja di sektor informal dan persentase indeks pembangunan manusia.

Pada umumnya, keadaan kehidupan sosial masyarakat sangat dipengaruhi oleh kondisi geografis, masyarakat yang hidup di daerah yang berbeda mempunyai karakteristik yang berbeda pula. Perbedaan karakteristik ini dapat pula disebabkan oleh lokasi tempat tinggal mereka, adat-istiadat, keadaan sosial dan lain-lain. Tujuan pada penelitian ini adalah untuk mengetahui faktor yang paling dominan yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jambi dengan menggunakan metode GWR.

II. LANDASAN TEORI

2.1 Data Spasial

Data spasial merupakan data yang di kumpulkan dari lokasi spasial berbeda dan memiliki sifat ketergantungan antara pengukuran data dengan lokasi. Data spasial diasumsikan berdistribusi normal dan memiliki hubungan secara spasial untuk dapat dianalisis secara spasial. Pada saat ini data spasial menjadi media yang penting dalam pengambilan kebijakan perencanaan pembangunan dan pengelolaan sumber daya alam. Pemanfaatan data spasial semakin berkembang dikarenakan adanya teknologi dan pemanfaatannya pada sistem informasi geografis (SIG). [3]

2.2 Analisis Regresi

Pada sebuah penelitian, orang bekerja biasanya menggunakan model, suatu hubungan fungsional antara variabel. Melalui model itu peneliti diusahakan memahami, menerangkan, mengendalikan dan memprediksi kelakuan sistem yang diteliti. Model juga menolong peneliti dalam menentukan hubungan sebab akibat antara dua atau lebih variabel [4]

Berikut merupakan persamaan umum regresi berganda
$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + e \quad (1)$$

dengan :

y : Variabel dependent yang bersifat acak (Random)

X_1, X_2, \dots, X_p : Variabel independent yang bersifat tetap (*fixed variable*)

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$: Parameter (koefisien) regresi

e : Variabel random error

Model regresi sederhana maupun berganda dapat diperoleh dengan terlebih dahulu menentukan nilai estimasi terhadap parameter parameternya dengan menggunakan beberapa metode seperti metode kuadrat terkecil (Ordinary Least Square/OLS) atau metode

kemungkinan maksimum (Maximum Likelihood Estimation/MLE) [5]

2.3 Uji Asumsi

Melakukan analisis regresi diperlukan asumsi-asumsi residual yang harus dipenuhi. Apabila asumsi terpenuhi maka model akan menghasilkan estimator linear yang tidak bias Berikut merupakan uji asumsi yang harus terpenuhi:

2.3.1 Uji Normalitas

Uji normalitas digunakan untuk mengetahui apakah sampel yang digunakan berdistribusi normal atau tidak. Model regresi yang baik adalah model yang berdistribusi normal atau mendekati normal, sehingga layak dilakukan pengujian secara statisti. Beberapa pengujian yang dapat dilakukan untuk uji asumsi distribusi normal adalah Anderson Darling, Kolmogorov-smirnov, Jarque-Bera test dan metode grafik [6].

Hipotesis

$H_0 : F_n(y_i) \neq F_0(y_i)$ (Sebaran data tidak berdistribusi Normal)

$H_1 : F_n(y_i) = F_0(y_i)$ (Sebaran data berdistribusi Normal)

Statistik uji Kolmogorov-smirnov dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$D|S(x) - F_0(x)| \quad (2)$$

dengan :

$S(x)$: Fungsi distribusi kumulatif sampel

$F_0(x)$: Fungsi kumulatif teoritis

Pengambilan keputusan adalah ketika $|D| > q$ dimana q merupakan nilai berdasarkan tabel kolmogorov-smirnov. Artinya sampel tidak berdistribusi normal dan asumsi normal tidak terpenuhi. Jika menggunakan metode grafik cukup hanya dengan melihat plot residual berada pada garis regresi atau tidak. Jika plot residual berada pada garis regresi artinya data bersifat normal.

2.4 Uji Autokorelasi

Autokorelasi mengindikasikan bahwa terdapat korelasi antar anggota sampel atau data pengamatan yang diurutkan berdasarkan waktu (data time series). Mendeteksi ada atau tidaknya autokorelasi maka dilakukan pengujian Durbin-Watson (DW):

Hipotesis:

H_0 : tidak terjadi autokorelasi antarvariabel prediktor

H_1 : terjadi autokorelasi antarvariabel prediktor

Statistik uji.

$$dw = \frac{\sum_{i=2}^p (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^p e_i^2} \quad (3)$$

dengan kriteria keputusan

Jika $dW < dL$, terjadi autokorelasi antar variabel independent, Jika $dL < dW < dU$, keputusan tidak pasti, Jika $dU < dW < 4-dU$, tidak terjadi korelasi antar variabel

2.5 Uji Multikolinearitas

Asumsi Multikolinearitas adalah asumsi yang menunjukkan adanya hubungan linier yang kuat antara beberapa variabel prediktor dalam suatu model regresi linier berganda. Model regresi yang baik memiliki variabel-variabel prediktor yang independen atau tidak

berkorelasi. Pada pengujian asumsi ini diharapkan asumsi multikolinieritas tidak terpenuhi. Penyebab terjadinya kasus Multikolinieritas adalah terdapat korelasi atau hubungan linier yang kuat diantara beberapa variabel prediktor yang diasumsikan ke dalam model regresi Ada beberapa cara untuk mendeteksi multikolinieritas dalam model regresi linier salah satunya melalui nilai VIF (*Variance Inflation Factor*).

2.5 Uji Heterokedastisitas

Uji heteroskedastisitas digunakan untuk melihat apakah data yang diambil bersifat homogeny (homoskedastisitas) atau tidak. Uji ini dapat dilakukan dengan menggunakan grafik scatterplot atau menggunakan uji Breunch Pagan.

Dengan hipotesis pengujian Breuch-Pagan

Hipotesis:

H_0 : Tidak terjadi masalah heteroskedastisitas

H_1 : Terjadi masalah heteroskedastisitas

dengan menghitung σ^2 dari hasil regresi, kemudian membuat variabel baru berupa p . Selanjutnya hasilnya dibandingkan antara χ^2 hitung dengan $\chi^2_{(\alpha,df=k)}$. Kriteria keputusan menyetakan tolak H_0 jika $\chi^2_{hitung} > \chi^2_{(\alpha,df=k)}$, maka dapat dinyatakan bahwa variansi galat bersifat heteroskedastisitas.

2.6 Analisis Spasial

Analisis spasial merupakan analisis yang lebih terfokus pada kegiatan investigasi pola-pola dan berbagai keterkaitan dengan tujuan peningkatan pemahaman dan prediksi atau peramalan. Fisher (1996) pada penelitian Rustiadi (2009) menambahkan bahwa model spasial dapat digunakan untuk tiga tujuan, yaitu: (1) peramalan dan penyusunan scenario; (2) analisis dampak terhadap kebijakan; serta (3) penyusunan kebijakan dan perancangan (Rustiadi, 2009).

2.7 Pengujian Efek Spasial

Pengujian terhadap pengaruh spasial dari suatu observasi terbagi atas dua, yaitu:

2.7.1 Uji Autokorelasi Parsial

Autokorelasi spasial adalah korelasi antara variabel independen dengan dirinya sendiri. Pengujian pengaruh spasial berupa autokorelasi spasial dapat dilakukan dengan metode *Moran's I*. Uji *Moran's I* merupakan sebuah uji statistik lokal yang digunakan untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial pada suatu lokasi. Uji *Moran's I* didefinisikan melalui rumus berikut:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{p=1}^n w_{ip} (x_i - \bar{x})(x_p - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

2.7.2 Uji Heterokedastisitas Parsial

Adapun uji Breusch-Pagan umumnya digunakan untuk mengetahui adanya heterogenitas spasial dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis

H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ adanya kesamaan Variansi (Terjadi Homoskedastisitas)

H_1 : $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$ Terdapat variansi yang berbeda

Statistik Uji

$$BP = \frac{1}{2} f^T A (A^T A)^{-1} A^T f \sim \chi_k^2$$

dengan elemen vektor f didefinisikan dengan $f_i = \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$ dimana e_i merupakan error dari model regresi global untuk pengamatan ke- i , dan matriks A merupakan matriks berukuran $n \times (k + 2)$ yang berisi vektor yang telah dinormalkan untuk setiap pengamatan.

Daerah Kritis

Tolak H_0 jika $BP > \chi_k^2$ atau $P - Value < \alpha$, sehingga pemodelan GWR dapat dilanjutkan.

2.8 Pembobot Model GWR

Peran pembobot pada model GWR sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan yang lainnya [10]. Skema pembobotan pada GWR dapat menggunakan beberapa metode yang berbeda ada beberapa literature yang digunakan untuk menentukan besarnya pembobot masing masing lokasi yang berbeda.

Menurut Fotheringham, dkk, 2002 beberapa jenis fungsi pembobot yang dapat digunakan antara lain :

2.8.1 Fungsi jarak invers (Inverse Distace Function)

$$W_j(u_i, v_i) = \begin{cases} 1, & \text{jika } d_{ij} < h \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > h \end{cases} \quad (8)$$

Fungsi jarak nol akan memberi bobot nol ketika lokasi j berada di luar radius h (*Bandwith*) dari lokasi i sedangkan apabila lokasi j berada didalam radius h maka akan mendapat bobot satu dan untuk nilai $d_{ij} = \sqrt{(u_i - v_i)^2 + (u_i + v_i)^2}$

2.8.2 Fungsi Kernel Gauss

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

Fungsi Kerner Gauss akan memberukan bobot yang akan semakin menurun mengikuti fungsi Gauss ketika d_{ij} semakin besar.

2.8.3 Fungsi Kernel Bisquare

$$W_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & \text{jika } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq h \end{cases} \quad (10)$$

Fungsi kernel Bisquare akan memberikan bobot nol ketika lokasi j berada diluar radius h pada lokasi i , sedangkan apabila lokasi j berada di dalam radius h maka akan mengikuti fungsi kernal bisquare.

2.8.4 Fungsi Kernel Tricub

$$W_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^3\right)^3, & \text{jika } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq h \end{cases} \quad (11)$$

Dengan $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak euclidean antara lokasi (u_i, v_i) ke lokasi (u_j, v_j) dan h adalah parameter penghalus (*bandwidth*).

2.8.5 Fungsi Adaptive Bisquare

$$W_j(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{jika } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq h \end{cases} \quad (12)$$

2.8.6 Fungsi Kernel Adaptive Gauss

$$W_j(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right) \quad (13)$$

dengan h merupakan (*bandwidth*) dan $h_{i(q)}$ adalah *bandwidth adaptive* atau *bandwidth* yang berbeda untuk setiap lokasi yang menetapkan q sebagai jarak tetangga terdekat (*nearest neighbor*) dari lokasi i .

2.9 Penentuan Bandwith

Secara teoritis, *bandwith* merupakan lingkaran dengan radius h dari titik pusat lokasi yang di gunakan sebagai dasar menentukan bobot setiap pengamatan terhadap model regresi pada lokasi tersebut. Metode GWR didasarkan pada hukum pertama geografi yang tertulis "*everything is related with relating else, but closer things are morerelated*" setiap pengamatan terboboti berdasarkan kedekatan dari titik $ke-i$ ketika melakukan pendugaan parameter GWR untuk titik $ke-i$ bobot yang lebih besar diberikan untuk titik pengamatan yang lebih kecil diberikan pada titik titik pengamat yang jauh dari titik $ke-i$ [15].

Metode pemilihan sangat penting digunakan untuk pendugaan fungsi kernel yang tepat. Nilai *bandwith* yang sangat kecil akan mengakibatkan varians membesar. Hal tersebut dapat disebabkan karena nilai *bandwith* sangat kecil maka akan sedikit pengamatan yang berbeda pada radius h . Namun ketika nilai *bandwith* sangat besar akan mengakibatkan varians mengecil. Sehingga untuk menghindari varians yang tidak homogen akibat nilai penduga parameter yang meningkat, maka diperlukan suatu cara untuk memilih *bandwith* yang tepat. Menurut fotheringham (2002), beberapa metode beberapa metode untuk pemilihan *bandwith* optimum adalah sebagai berikut :

1. Cros Validation(CV)

$$CV = n \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b))^2 \quad (14)$$

2. Akaike Information Criterion (AIC)

$$AIC = 2n \log_e(\hat{\sigma}) + n \log_e(2\pi) + n + \text{tr}(S) \quad (15)$$

3. Generalized Cross Validaton (GCV)

$$GVC = n \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2}{(n - v_1)^2} \quad (16)$$

4. Bayesian Information Criterion (BIC)

$$BIC = -2n \log_e(L) + k \log_e(n) \quad (17)$$

2.10 Model GWR

Geographically Weighted Regression (GWR) adalah salah satu model spasial dengan vektor titik. GWR merupakan pengembangan dari model regresi linear OLS menjadi model regresi terboboti dengan memperhatikan efek spasial, sehingga menghasilkan penduga parameter yang hanya dapat digunakan untuk memprediksi tiap titik atau lokasi dimana data tersebut diamati dan disimpulkan [2]. Model GWR merupakan suatu model yang memperhatikan faktor geografis sebagai variabel yang mempengaruhi variabel dependen. Asumsi pada model GWR adalah residual berdistribusi normal dengan mean nol dan varians σ^2 [2].

Inti penggunaan metode GWR adalah menentukan model regresi untuk masing-masing titik lokasi sehingga model-model regresi yang diperoleh akan bersifat unik, yaitu model regresi untuk titik yang satu berbeda dengan titik-titik yang lainnya [11].

Hubungan antara variabel dependen y dan variabel independen x_1, x_2, \dots, x_n pada model GWR untuk lokasi ke i adalah

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2.7)$$

$i = 1, 2, 3, \dots, n$

Y_i : Variabel dependen pada lokasi ke- i

(u_i, v_i) : Koordinat letak geografis (longitude, latitude) pada lokasi ke- i

X_{ik} : Variabel independen k pada pengamatan ke- i

$\beta_k(u_i, v_i) X_{ik}$: Parameter pada lokasi ke- i yang berhubungan dengan variabel independen ke- k (x_{ik}) dengan $k = 0, 1, 2, \dots, p$

ε_i : Residual ke- i yang diasumsikan identik, independen dan berdistribusi normal dengan mean nol dan varians konstanta σ^2

dengan demikian setiap parameter dihitung pada setiap titik lokasi geografis. Hal ini menghasilkan variasi pada nilai parameter regresi di suatu kumpulan wilayah geografis. Jika nilai parameter regresi konstan pada tiap-tiap wilayah geografis maka model GWR adalah model global. Artinya, tiap-tiap wilayah geografis mempunyai model yang sama. Hal ini merupakan kasus khusus dari GWR.

2.10.1 Uji Kecocokan Model

1. Hipotesis

$H_0 : \beta_k(u_i) = \beta_k \quad ; k = 1, 2, 3, \dots, n$

$H_1 : \text{Paling sedikit ada satu } \beta_k(u_i) \neq \beta_k$

2. Statistik Uji

Menurut Leung (2000)

$$F = \frac{\frac{DDS}{v_1}}{SSE(H_0)/(n - p - 1)} \quad (8)$$

dengan

$$\begin{aligned}
 DDS &= [SSE(H_0) - SSE(H_1)] \\
 v_1 &= \text{trace}[(I - H) - (I - L)^T(I - L)]^i; i=1,2 \\
 H &= X(X^T X)^{-1} X^T
 \end{aligned}$$

$$L = \begin{bmatrix} X_1^T X (X^T W_1 X)^{-1} X^T W_1 \\ X_2^T X (X^T W_2 X)^{-1} X^T W_2 \\ \vdots \\ X_n^T X (X^T W_n X)^{-1} X^T W_n \end{bmatrix}$$

3. Keputusan Uji :

$$(H_0) \text{ ditolak jika } F > F_{(\alpha; df_1; df_2)} \text{ dengan } df_1 = \frac{v_1^2}{v_2} \text{ dan } df_2 = n - p - 1$$

2.11 Uji Parsial GWR

Pengujian parameter model secara parsial digunakan untuk mengetahui parameter mana yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model. Uji parsial untuk menguji apakah parameter $\beta_k(u_i)$ $k = 1, 2, \dots, p$ dan $i = 1, 2, \dots, n$ berpengaruh terhadap model.

1. Hipotesis:

$$H_0 : \beta_k(u_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_k(u_i) \neq 0$$

2. Statistik uji

$$T = \frac{\hat{\beta}_k(u_i) = 0}{\hat{\sigma} \sqrt{C_{kk}}} \quad (9)$$

dengan :

$$\hat{\sigma} = \frac{SSE(H_1)}{v_1}$$

$$C_i = X_1^T X (X^T W_1 X)^{-1} X^T W_1$$

C_{kk} adalah elemen diagonal ke -k dari matriks $C_i C_i^T$

3. Keputusan uji:

$$H_0 \text{ ditolak jika } |T| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, \frac{v_1^2}{v_2}\right)}$$

III. METODE

3.1 Data dan Variabel Penelitian

Penelitian ini dilakukan menggunakan data sekunder yang diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi dan data SUSENAS

Tabel 1. Variabel Data Penelitian

Variabel	Definisi	Skala Data
Penduduk miskin Provinsi Jambi 2018 (Y)	Persentase kemiskinan pada kabupaten/kota	Rasio
Populasi penduduk yang memiliki akses air bersih (X_1)	Persentase penduduk yang memiliki akses air bersih kabupaten/kota	Rasio
Laju Pertumbuhan Penduduk (X_2)	Persentase laju pertumbuhan penduduk pada kabupaten/kota	Rasio
Angka harapan hidup (X_3)	Persentase angka harapan hidup masyarakat pada kabupaten/kota	Rasio
Rata-rata lama	Persentase rata-rata lama	Rasio

sekolah (X_4)	sekolah masyarakat pada kabupaten/kota	Rasio
Angka partisipasi sekolah (X_5)	Persentase angka partisipasi sekolah pada kabupaten/kota	Rasio
Persentase pengangguran (X_6)	Persentase pengangguran pada kabupaten/ kota	Rasio
Jumlah Penduduk tamat S1/D3 (X_7)	Jumlah penduduk yang tamat S1/D3 pada setiap Kabupaten/Kota	Rasio
Inflasi (X_8)	Persentase tingkat inflasi	Rasio

3.2 Prosedur Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data dalam penelitian ini diantaranya :

1. Menentukan analisis deskriptif antara variabel dependend dan independen
2. Pengujian asumsi data (uji normlitas, uji autokorelasi, uji heteroskedastisitas dan uji multikolinearitas)
3. Pembentukan model Regresi linear
4. Pemeriksaan pengaruh spasial pada persamaan (5)
5. Menentukan bandwidth menggunakan metode Cross Validatiion (CV) pada persamaan (14) Yaitu dengan melihat nilai terkecil dari CV
6. Menghitung fungsi pembobot pada persamaan (9) Fungsi pembobot diperoleh dengan melihat badwith optimumnya.
7. Melakukan uji kelayakan model
8. Melakukan uji parsial parameter GWR
9. Pengelompokan Variabel yang signifikan
10. Pembentukan Model GWR dengan melihat nilai signifikansi dari langkahke-7
11. Pengujian Kebaikan model dengan membandingkan nilai AIC, R-Square, dan Residual Sum square antara GWRN dan Regresi
12. Membuat peta tematik tingkat kemiskinan di Provinsi Jambi denga GWR
13. Membuat kesimpulan

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data Badan Pusat Statistika tahun 2018 persentase tingkat kemiskinan di Provinsi Jambi pada kabupaten/kota madya sebagai berikut ini yang disajikan dalam peta tematik



Gambar 1. Persentase Tingkat Kemiskinan di Provinsi

Jambi Tahun 2018

Gambar 1 bahwa Kabupaten/Kota madya di urutan persentase tingkat kemiskinan paling tinggi yaitu Kabupaten Tanjung Jabung Timur, Tanjung Jabung Barat, Batanghari. Lalu kelompok kedua yaitu Kabupaten Sarolangun, Merangin dan Kota Jambi. Kemudian pada kelompok ketiga yaitu kabupaten Kerinci, Bungo, dan tebo. Kelompok ke empat yang memiliki tingkat kemiskinan terendah yaitu kabupaten Muaro Jambi dan Kota Sungai Penuh.

4.1 Asumsi Regresi Berganda

Model regresi linier dapat disebut sebagai model yang baik jika model tersebut memenuhi beberapa asumsi, yaitu data residual terdistribusi normal, tidak adanya multikolinearitas, autokorelasi, dan homoskedastisitas.

4.2.1 Asumsi Multikolinearitas

Uji multikolinearitas bertujuan untuk menguji apakah pada model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel prediktor. Pengujian ada tidaknya multikolinearitas dilihat dari nilai VIF (Variance Inflation Factor) dan toleransinya.

Table 2. Tabel dengan 7 Variabel

Variabel	Sig	VIF
Konstanta	0,425	
x ₁	0,423	6,795
x ₂	0,293	2,474
x ₃	0,879	4,494
x ₄	0,389	319,027
x ₅	0,428	52,715
x ₆	0,499	13,275
x ₇	0,561	347,960
x ₈	0,842	92,191

Berdasarkan Tabel 2 diatas, terdapat nilai VIF > 10 sehingga hal ini menunjukkan bahwa tolak H₀. Artinya, terjadi multikolinieritas pada data atau dapat diartikan bahwa terdapat hubungan antarvariabel independen pada faktor rata-rata lama sekolah (x₄), angka partisipasi seolah (x₅), pengangguran (x₆), jumlah penduduk tamat S1/D3 (x₇), inflasi (x₈).

Asumsi multikolinieritas yang tidak terpenuhi harus diatasi dengan metode lain. Metode yang digunakan pada pengujian asumsi ini adalah Metode Backward Elimination. Metode Backward Elimination merupakan metode dimana dalam prosesnya memasukan semua variabel independen terlebih dahulu, kemudian mengeliminasi satu persatu variabel yang tidak signifikan. Variabel yang tidak signifikan dilihat dari p-value yang apabila besar dari taraf signifikansi 0,05 maka variabel tidak signifikan. Proses tersebut dilakukan sehingga tidak terjadi multikolinearitas pada data.

Tabel 3. Nilai VIF untuk 4 variabel

Variabel	p-value	VIF
Konstanta	0,038	
x ₂	0,183	1,015
x ₄	0,008	9,961
x ₅	0,040	3,191
x ₇	0,028	5,653

Setelah metode Backward Elimination dilakukan tidak terjadi multikolinearitas pada data maka analisis dapat di lanjutkan. Sehingga variabel yang di gunakan dalam peneliti ini adalah variabel x₂, x₄, x₅, x₇.

4.2.2 Asumsi Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk menguji residual pada data mengikuti pola distribusi normal atau tidak.. Pengujian normalitas dapat dilakukan dengan Uji Kolmogorov-Smirnov. Berdasarkan tabel hasil uji Kolmogorov-Smirnov diperoleh nilai signifikansi KS sebesar 0,876 lebih besar dari α = 0,05, sehingga residual pada data yang digunakan mengikuti pola distribusi normal.

4.2.3 Asumsi Autokorelasi

Untuk mendeteksi ada atau tidaknya autokorelasi maka dilakukan pengujian Durbin-Watson (DW). Berdasarkan hasil perhitungan di peroleh nilai d=2,66 sedangkan keputusan didapat karena nilai dU < d < (4-dU) dimana diketahui bahwa nilai dL= 0,4441 dan dU= 2,283 untuk n= 11 dan k= 4 berdasarkan tabel Durbin Watson maka tidak terdapat autokorelasi.

4.2.4 Asumsi Heterokedastisitas

Uji Heterokedastisitas digunakan untuk melihat apakah data yang diambil bersifat homogen atau tidak dan dapat dilakukan dengan menggunakan pengujian Breuch-Pagan. Berdasarkan hasil perhitungan di peroleh nilai P-value sebesar 0.05017 dengan menggunakan tingkat signifikansi α=5%, maka keputusan tolak H₀ yang mengartikan bahwa terjadi heteroskedastisitas spasial pada data.

4.2 Regresi Berganda

4.2.1 Estimasi Parameter Model Regresi Berganda

Berikut merupakan nilai estimasi parameter model regresi dengan metode OLS:

Table 4. Estimasi parameter Model regresi

variabel	Estimate	Std. Error
Intercept	2897,576	1096,633
x ₂	-0,133	0,088
x ₄	-6,053	1,544
x ₅	-28,546	10,919
x ₇	2,310	0,802

Berdasarkan Tabel 4 diatas diketahui bahwa variabel laju pertumbuhan penduduk (x₂), rata-rata lama sekolah(x₄), angka partisipasi sekolah persentase (x₅), penduduk tamat S1/D3 (x₇) berpengaruh secara terhadap kemiskinan di provinsi Jambi. Dengan R² sebesar 76,8 % dengan demikian model pendugaan regresi linear yang dihasilkan adalah

$$\hat{y} = 2897,576 - 0,133\beta_2 - 6,053\beta_4 - 28,546\beta_5 + 2,310\beta_7$$

4.2.2 Uji Keseluruhan Variabel

Uji keseluruhan variabel dapat dilakukan dengan uji-F dapat dilihat pada Tabel 5

Table 5. Hasil Uji Simultan (Uji-F)

Model	Sum of Squares	Df	Mean Square	F	Sig.
1 Regression	65,731	4	16,433	4,978	0,041
Residual	19,805	6	3,301		
Total	85,536	10			

Berdasarkan tabel F dengan $\alpha = 0,05$; $df_1 = 3$ dan $df_2 = 7$ diperoleh nilai $F_{Tabel} = 4,36$. Perhitungan diperoleh bahwa $F_{Hitung} > F_{(\alpha, n-k)}$ dan $sig. < \alpha$, maka variabel prediktor secara bersama-sama (simultan) berpengaruh terhadap variabel respon. Artinya laju pertumbuhan penduduk x_2 , x_4 , x_5 dan x_7 secara bersama-sama (simultan) berpengaruh terhadap Kemiskinan di Provinsi Jambi. Oleh sebab itu, model ini dapat dikatakan layak untuk digunakan.

4.2.3 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi dilakukan dengan Uji-t dan dapat dilihat pada tabel 6.

Table 6. Hasil Uji Parsial (Uji-t)

	Estimate	Std. Error	T	Sig	Keterangan
Intercept	2897,576	1096,633	2,642	0,038	Signifikan
x_2	-0,133	0,088	-	0,183	Tidak Signifikan
x_4	-6,053	1,544	-	0,008	Signifikan
x_5	-28,546	10,919	-	0,040	Signifikan
x_7	2,310	0,802	2,880	0,028	Signifikan

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh x_2 tidak signifikan maka variabel tersebut dikeluarkan dari model dan dapat dilihat pada tabel di bawah ini :

Table 7. Hasil Uji Parsial setelah dikeluarkan variabel x_2

Variabel	Estimate	Std. Error	T	Sig	Keterangan
Intercept	2876,903	1191,810	2,414	0,047	Signifikan
x_4	-6,083	1,678	-3,626	0,008	Signifikan
x_5	-28,357	11,866	-2,390	0,048	Signifikan
x_7	2,394	0,870	2,753	0,028	Signifikan

setelah variabel x_2 dikeluarkan maka diperoleh model akhir dari regresi linear ini adalah

$$\hat{y} = 2876,903 - 6,083 x_4 - 28,357x_5 + 2,394x_7$$

Berdasarkan model regresi yang diperoleh dapat diinterpretasikan bahwa Variabel rata-rata lama sekolah (x_4) memiliki koefisien parameter global yang bernilai negatif yaitu $-6,083$ yang berarti bahwa setiap penambahan rata-rata lama sekolah (x_4) di Kabupaten/Kota maka akan mengurangi kemiskinan di Provinsi Jambi. Begitu pula dengan variabel angka partisipasi sekolah (x_5) yang bernilai $-28,357$ dapat dikatakan bahwa dengan bertambahnya angka partisipasi sekolah (x_5) di Kabupaten/Kota akan mengurangi kemiskinan di Provinsi Jambi. Jumlah penduduk tamat S1/D3 (x_7) memiliki koefisien parameter global yang bernilai positif yaitu $2,394$, hal ini dapat diartikan bahwa

dengan bertambahnya Jumlah penduduk tamat S1/D3 (x_7) pada suatu wilayah Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi akan meningkatkan tingkat kemiskinan di provinsi Jambi.

4.2.4 Koefisien Determinasi

Berdasarkan tabel diatas dapat diketahui bahwa nilai koefisien determinasi (R^2) yang diperoleh dari perhitungan adalah sebesar 0.681 atau $68,1\%$. Artinya, dalam selang kepercayaan 95% , sebesar $68,1\%$ kemampuan model dapat menjelaskan data mengenai kemiskinan di Provinsi Jambi. Dalam hal ini dapat dikatakan pula bahwa model ini layak untuk digunakan karena diatas 50% . Dan sebesar $31,9\%$ Kemiskinan di Provinsi Jambi dijelaskan oleh variabel lain yang tidak masuk dalam analisis.

Table 8. Hasil Perhitungan Koefisien Determinasi Model Terbaik

Model	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	0.681	0.544	1,97465

4.3 Geographically Weighted Regression

4.3.1 Pemeriksaan Pengaruh Spasial

Pemeriksaan pengaruh/efek spasial. pengaruh/efek spasial bisa dideteksi melalui Indeks Moran. Nilai *moran's* diperoleh 0.0264 sehingga $-1 \leq I \leq 1$. Hal ini menunjukkan bahwa tolak H_0 , artinya terdapat efek spasial pada data yang digunakan, maka analisis dapat di lanjutkan dengan menggunakan Metode GWR

4.3.2 Pemilihan Bandwith Optimum

Dari hasil pengolahan data nilai *bandwidth* diperoleh melalui proses *Golden Section*. *Bandwidth* optimum yang terpilih adalah sebesar 4 dengan nilai *CV* minimum sebesar $317,288611$.

4.3.3 Uji Kelayakan Model

Table 8. Hasil Uji Simultan (Uji-F) menggunakan GWR

Source	SS	DF	MS	F
Global	19,805	6,000		
Residual				
GWR	13,371	4,024	3,323	
Imrovement				
Gwr Residual	6,434	1,976	3,255	1,020931

Berdasarkan tabel hasil uji simultan (uji-F) diatas diperoleh nilai F_{Hitung} sebesar $1,020931$. Dari tabel distribusi F yang terdapat pada lampiran 2, dengan $\alpha = 0,05$; $df_1=3$; dan $df_2=7$ diperoleh nilai $F_{Tabel} = 4,36$ sehingga $F_{Hitung} < F_{Tabel}$. Yangng berarti variabel prediktor tidak berpengaruh secara simultan terhadap varibel respon.

4.3.4 Pengujian signifikansi parameter parsial model GWR

Pengujian parameter dilakukan dengan tujuan mengetahui variabel-variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan di Provinsi Jambi.

Table 9. Hasil Uji Parsial (Uji-t)

Kabupaten/ Kota	x_2	x_4	x_5	x_7
Kerinci	-0,851479	-1,952003	-1,183561	1.292859
Merangin	-1,020182	-2,895564	-1,393479	2.627693
Sarolangun	-1,791307	-3,617401	-2,102930	2.733997
Batang Hari	-1,584493	-3,381577	-1,910171	2.503986
Muaro Jambi	-2,170040	-2,168997	-2,338629	1.245817
Tanjung Jabung Timur	-2,276011	-0,759663	-2,753715	0.009106
Tanjung Jabung Barat	-2,323402	-1,906270	-2,114063	2.989609
Tebo	-1,564759	-2,928798	-2,012270	1.913140
Bungo	-1,092972	-2,847451	-1,652634	2.083188
Jambi	-2,383855	-1,115920	-1,860643	0.354551
Sungai Penuh	-0,823236	-1,941534	-1,136690	1.329231

Berdasarkan tabel-t bahwa nilai $t_{0,025;6} = 2,447$. Suatu keputusan tolak H_0 dapat dibuat jika nilai $t_{hitung} > 2,447$. Berdasarkan Tabel 9 dapat diputuskan bahwa H_0 ditolak pada x_4 , x_5 dan x_7 pada daerah tertentu.

4.4 Pengelompokan Variabel

Berdasarkan Tabel 9 yang menjelaskan tentang signifikansi variabel untuk masing-masing Kabupaten/Kota dapat disimpulkan bahwa untuk masing-masing Kabupaten/Kota yang berdekatan, mempunyai kesamaan dalam variabel yang mempengaruhi Kemiskinan. Pada Tabel 9 diketahui bahwa untuk Kabupaten pada kelompok pertama yaitu Kabupaten/Kota Tebo, Bungo variabel rata-rata lama sekolah (x_4) menjadi faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan diwilayah tersebut. Kelompok kedua yaitu Kabupaten Merangin, Sarolangun, Batanghari variabel Rata-rata lama sekolah (x_4) dan Jumlah penduduk yang tamat S1/D3 (x_7) menjadi faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan diwilayah tersebut. Adapun Kabupaten Tanjung Jabung Timur signifikan terhadap variabel jumlah penduduk yang tamat S1/D3 (x_7) dan Tanjung Jabung Barat signifikan terhadap Variabel angka partisipasi sekolah (x_7) serta kedua Kabupaten ini secara khusus tidak terpengaruh oleh kedekatannya dengan Kabupaten/Kota lainnya. Kabupaten Muaro Jambi, Sungai Penuh, Jambi, Kerinci ke empat variabel tersebut dipengaruhi oleh variabel lain yang tidak di masukan dalam penelitian terlihat bahwa ke-4 wilayah tersebut tidak ada variabel yang signifikan.

4.5 Pembentukan Model GWR

Pemodelan untuk masing-masing Kabupaten/Kota akan berbeda. Model GWR yang di bentuk untuk masing-masing Kabupaten/Kota berdasarkan variabel yang signifikan mempengaruhinya ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 10. Model GWR yang terbentuk untuk tiap Kabupaten/Kota

Kabupaten/Kota	Model GWR yang terbentuk
Kerinci	$\hat{y} = 2452,158120$
Merangin	$\hat{y} = 2097,337989 + 7,094424x_4 + 3,037749x_7$
Sarolangun	$\hat{y} = 2424,894809 + 5,641904x_4 + 2,191855x_7$
Batang Hari	$\hat{y} = 2276,128546 + 5,446234x_4 + 2,065063x_7$
Muaro Jambi	$\hat{y} = 2610,365040$
Tanjung Jabung Timur	$\hat{y} = 2271,174859 - 22,490237x_5$
Tanjung Jabung Barat	$\hat{y} = 2618,116127 + 0,967837x_7$
Tebo	$\hat{y} = 2633,883307 + 4,997366x_4$
Bungo	$\hat{y} = 2442,839519 - 7,272194x_4$
Jambi	$\hat{y} = 2159,635152$
Sungai Penuh	$\hat{y} = 2369,311811$

Sebagai contoh untuk menginterpretasikan model GWR yang di hasilkan digunakan model GWR untuk kabupaten Bungo yang di tuliskan sebagai berikut:

$$\hat{y}_{Bungo} = 2442,839519 - 7,272194x_4$$

Model diatas diinterpretasikan bahwa apabila rata-rata lama sekolah (x_4) bertambah 1 maka kemiskinan akan berkurang sebesar 7,272194 persen.

4.6 Pengujian Keباikan Model

Pengujian kebaikan model ini dapat dilakukan dengan melihat nilai pada AIC (*Akaike Information Criteria*), R^2 dan *Residual Sum Square* (RSS) sebagai berikut:

Tabel 11. Kriteria Keباikan Model

Pengujian	GWR	Regresi	Penilaian
AIC	43.432416	49.685066	Kecil
R-Square	0.924785	0.768460	Besar
Residual Sum Square	6.433555	19.804978	Kecil

Tabel 11 menyampaikan bahwa nilai AIC dari GWR lebih kecil dibanding dengan Regresi dan disampaikan juga bahwa R^2 sebesar 0,99997 artinya GWR dipengaruhi oleh variabel prediktornya sebesar 99,997 % Lalu nilai *residual sum square* yang paling kecil juga dipenuhi oleh GWR. Sehingga model GWR diduga lebih baik dibandingkan dengan model regresi berganda.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa model regresi global sebagai berikut:

$$\hat{y} = 2876,903 - 6,083 x_4 - 28,357x_5 + 2,394x_7$$

Artinya secara global variabel rata-rata lama sekolah, angka partisipasi sekolah dan jumlah penduduk yang

tamat S1/D3 dapat memengaruhi kemiskinan di Provinsi Jambi.

Dengan menggunakan analisis GWR Faktor dominan yang mempengaruhi kemiskinan pada setiap kabupaten/Kota di provinsi jambi berbeda beda. Dimana Kabupaten Tebo dan Bungo diperoleh variabel yang signifikan adalah rata-rata lama sekolah, untuk kabupaten Merangin, Sarolangun, Batanghari variabel yang signifikan adalah rata-rata lama sekolah dan jumlah penduduk yang tamat S1/D3 Kabupaten Tanjung Jabung Barat variabel yang signifikan adalah jumlah penduduk yang tamat S1/D3 Kabupaten Tanjung Jabung Timur variabel yang signifikan adalah angka partisipasi sekolah. Sedangkan untuk Kabupaten Muaro Jambi, Sungai Penuh, Jambi, Kerinci tidak ada variabel yang signifikan ini dikarenakan kabupaten tersebut di pengaruhi oleh variabel lain di luar penelitian.

VI. UCAPAN TERIMA KASIH

Dalam penyusunan skripsi ini, tidak sedikit hambatan dan halangan yang penulis hadapi. Akan tetapi, dengan adanya semangat dan bantuan dari berbagai pihak, Penulis mampu menyelesaikan penelitian ini. Untuk itu, Penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada Kedua orangtua (M. Sholeh dan Suwarti) serta saudara Penulis (Khairul Riyan Saputra) . Drs.Sufri, M.Si selaku dosen Pembimbing Utama dan Gusmi Kholijah, S.Si., M.Si selaku dosen Pembimbing Pendamping. Sahabat-sahabatku Nuraini, Zahratin Ikrima, Septia Dwi Herwinda, Yuni Arifatur Rohmah, Meylinda Suci Permata Sari, Isabella Khairunnisa, Siti Hajjir, , Gusti Aini, Inten Yunia, dan yang turut saling memotivasi dan mendukung satu sama lain.

REFERENCES

- [1] Draper, N. Smith, H. 1992. Analisis regresi terapan. Gramedia Pustaka Utama : Jakarta
- [2] Fotheringham, A.S., Brunson, C., & Charlton, M. 2002. Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships. John Wiley & Sons Ltd: England
- [3] Cressie, N.A.C. 1993. Statistics for Spatial Data Revised ed. New York: John Wiley and Sons
- [4] Sembiring, R.K. 2003. Analisis Regresi. ITB: Bandung
- [5] Walpole, Ronald E. 1995. Pengantar Statistika. Edisi ke-3 Gramedia Pustaka Utama : Jakarta
- [6] Gujarati, D. N. 2006. Dasar-dasar Ekonometrika Edisi ketiga Jilid I. Penerjemah: Julius A. Mulyadi. Erlangga: Jakarta.
- [7] Algifari. 2000. Analisis Regresi (Teori, Kasus dan Solusi). Edisi Kedua: Yogyakarta
- [8] Rosadi, Dedi. 2011. Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu terapan dengan R. Andi Offset : Yogyakarta
- [9] Yasin, H. 2011. Pemilihan Variabel Model Geographically Weighted Regression Media Statistika : Jakarta.
- [10] Bitter, C., G. Mullian and S. Dall'Erba. 2007. Incorporating Spatial Variation in Housing Attribute Prices. A comparison Of Geographically Weighted Regression and The Spatial Expansion Method. mpra.ub.uni-muenchen.de/1379/01/MPRA_hal_1379.pdf. Diakses pada 18 Maret 2020
- [11] Prasetyo, A. Agus. 2010. Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan. Fakultas Ekonomi Universitas Diponegoro : Semarang
- [12] Todaro, M.P. 1995. Pembangunan ekonomi di dunia ketiga edisi ke 4. Erlangga : Jakarta
- [13] Suparmono. 2004. Pengantar Ekonometrika Makro, Teori, Soal dan Penyelesaiannya. Edisi Pertama. UPP AMP YKPN. Yogyakarta.
- [14] Yu, D and Wei. 2005. Geographically Weighted Regression pages.csam.monthcair.edu/~yu/GISDayGWR.ppt di akses pada tanggal 28 februari 2020