J. DIFERENSIAL/E-ISSN:2775-9644
Vol.5(2),2023, 106–116
doi:https://doi.org/10.35508/jd.v5i2.12213

ARTIKEL PENELITIAN

Model *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) untuk Data Kemiskinan di Provinsi Jawa Barat Tahun 2019-2021

Ramadhoni Nasri[1,*], **Nurul Gusriani**[1], **Nursanti Anggriani**[1]

[1]*Program Studi Matematika, Universitas Padjadjaran, Sumedang-Jawa Barat, Indonesia*
[*]*Penulis korespondensi: ramadhoninasri8@gmail.com*

Diterima: 31 Juli 2023; Direvisi: 18 Agustus 2023; Disetujui: 18 Agustus 2023; Dipublikasi:20 Oktober 2023.

Abstrak: Masalah kemiskinan di Jawa Barat menunjukkan adanya pola yang cenderung terkonsentrasi di wilayah-wilayah yang berdekatan, hal ini menunjukkan adanya heterogenitas spasial dalam permasalahan tersebut. Disisi lain kemiskinan di Jawa Barat juga memperlihatkan tren yang meningkat dari tahun ke tahun sehingga perubahan dinamis terjadi di berbagai wilayah. Dari keadaan tersebut perlu diketahui faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan secara spasial dengan menggunakan data panel. Salah satu cara yang bisa dilakukan adalah memodelkan masalah kemiskinan dengan model *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR). Model GWPR adalah pengembangan dari model regresi yang menggabungkan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan regresi data panel dengan asumsi *Fixed Effect Model* (FEM). Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder dalam rentang tahun 2019-2021 yang berasal dari Badan Pusat Statistik dan Open Data Jabar yang terdiri dari variabel dependen (Y) yaitu persentase penduduk miskin dan variabel independen (X) yaitu faktor-faktor yang memengaruhi persentase kemiskinan. Tujuan penelitian ini adalah untuk menghasilkan model GWPR menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) dengan fungsi pembobot kernel adaptif *Tricube*. Dengan melakukan pengujian secara keseluruhan dan parsial melalui uji F dan uji t, diperoleh hasil bahwa model untuk setiap lokasi dan faktor-faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Barat berbeda-beda untuk setiap lokasinya karena adanya variasi spasial dalam hubungan variabel indepeden dengan variabel dependen.

Kata Kunci: Kemiskinan, Regresi Data Panel, GWPR, Adaptif Tricube

Abstract: The problem of poverty in West Java shows a pattern that tends to be concentrated in adjacent areas, indicating spatial heterogeneity in the problem. On the other hand, poverty in West Java also shows an increasing trend from year to year so that dynamic changes occur in various regions. From this situation, it is necessary to know the factors that affect poverty spatially using panel data. One way is to model the poverty problem with the Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) model. The GWPR model is the development of a regression model that combines Geographically Weighted Regression (GWR) with panel data regression assuming a Fixed Effect Model (FEM). The data used in this study are secondary data in the 2019-2021 range from the Central Bureau of Statistics and Open Data Jabar which consists of the dependent variable (Y), namely the percentage of poor people and the independent variable (X), namely the factors that influence the percentage of poverty. The purpose of this study is to produce a GWPR model using the Weighted Least Square (WLS) method with the Tricube adaptive kernel weighting function. By conducting overall and partial testing through the F test and t test, the results show that the model for each location and the factors that influence the percentage of poor people in West Java are different for each location due to spatial variations in the relationship between the independent variable and the dependent variable.

Keywords: Poverty, Panel Regression, GWPR, Adaptive Tricube

1. Pendahuluan

Kemiskinan adalah keadaan serba kekurangan yang dialami oleh seseorang atau kelompok yang memiliki pengeluaran perkapita bulanan yang tidak mencukupi untuk memenuhi standar hidup dasar [1]. Kemiskinan bisa terjadi karena kurangnya penghasilan dan aset untuk memenuhi kebutuhan dasar seperti makanan, pakaian, perumahan, dan pendidikan yang layak [2].

Masalah kemiskinan merupakan masalah keheterogenan spasial, yang biasanya ditunjukkan dengan kecenderungan masyarakat miskin mengelompok pada suatu wilayah tertentu [3]. Persentase penduduk miskin setiap kota dan kabupaten di Jawa Barat cukup besar dan memiliki pola yang cenderung mengelompok pada wilayah yang berdeketan [4]. Selain itu, persentase penduduk miskin di Jawa Barat selama tahun 2019-2021 selalu meningkat tiap tahunnya, yaitu dari 6,91 persen menjadi 7,88 persen kemudian menjadi 8,40 persen. Dari keadaan tersebut perlu diidentifkasi faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan secara spasial menggunakan data panel. Salah satu cara yang bisa dilakukan ialah momodelkan masalah kemiskinan dengan model *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dengan *Fixed Effect Model* (FEM). Model ini merupakan pengembangan dari teknik analisis spasial-temporal dengan menggabungkan model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dan model regresi panel (*Fixed Effect Model*) [5]. Model GWPR dirasa cukup tepat untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi kemiskinan karena model GWPR bisa mempertimbangkan keheterogenan spasial masalah kemiskinan dan mampu menangkap dinamika perubahan kemiskinan. Pada paper ini, GWPR digunakan untuk memodelkan tingkat kemiskinan di Jawa Barat serta untuk mengetahui faktor-faktor yang mempegaruhi persentase penduduk pada setiap kota dan kabupaten di Jawa Barat.

2. Metode Penelitian

2.1. Objek dan Variabel Penelitian

Dalam paper ini, variabel yang dilibatkan adalah variabel dependen (Y) yaitu persentase penduduk miskin di Jawa Barat, variabel independen (X), yaitu yaitu indeks persentase penduduk tidak punya jaminan kesehatan (X_1), tingkat partisipasi angkatan kerja dalam persen (X_2), angka ketergantungan (X_3), tingkat pengangguran terbuka dalam persen (X_4), persentase penduduk tidak punya ijazah (X_5), upah minimum (X_6), dan pendapatan domestik regional bruto per kapita (X_7). Penelitian ini juga menyertakan variabel geografis, yaitu garis lintang atau *latitude* (u_i) dan garis bujur atau *longitude* (v_i). Data yang digunakan adalah data panel seimbang yang terdiri atas data *time series* dari tahun 2019-2021 dan data *cross section* yang mencakup 9 kota dan 18 Kabupaten di Provinsi Jawa Barat.

2.2. Model Regresi Data Panel

Data panel merupakan gabungan dari data *cross-section* dan data time series yaitu data dari variabel yang dikumpulkan untuk beberapa individu dengan periode waktu tertentu [6]. Terdapat tiga model regresi panel yaitu, *Common Effect Model* (CEM), *Fixed Effect Model* (FEM), dan *Random*

Effect Model (REM). Dalam model GWPR diasumsikan bahwa kondisi tiap unit pengamatan saling berbeda, sehingga digunakan regresi panel FEM [7].

Persamaan umum model FEM disajikan pada persamaan (2.1)

$$y_{it} = \beta_1 x_{1,it} + \beta_2 x_{2,it} + \cdots + \beta_p x_{p,it} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \tag{2.1}$$

dengan $i = 1, 2, \ldots, n$ dan $t = 1, 2, \ldots, T$.

α_i pada persaman (2.1) menunjukkan intersep dari setiap unit *cross-section* berbeda-beda. Estimasi parameter FEM dilakukan dengan mentransformasi data dengan metode *within estimator*, yaitu dengan mengurangkan data aktual dengan rata-rata *time-series* [8]. Diperoleh persamaan rata-rata model FEM pada persamaan (2.2),

$$(\overline{y}_i) = \overline{x}_{1,i}\beta_1 + \overline{x}_{2,i}\beta_2 + \cdots + \overline{x}_{p,i}\beta_p + \alpha_i + \overline{e}_i \tag{2.2}$$

dengan
$\overline{y}_i = T^(-1) \sum_{t=1}^{T} y_{it}$,$\overline{x}_i = T^(-1) \sum_(t=1)^T x_{it}$, $\overline{e}_i = T^(-1) \sum_{t=1}^{T} e_{it}$

Model FEM within estimator diperoleh dengan mengurangkan persamaan (2.1) dengan persamaan (2.2) sehingga didapat

$$(y_{it} - \overline{y}_i) = (x_{1,it} - \overline{x}_{1,i})\beta_1 + (x_{2,it} - \overline{x}_{2,i})\beta_2 + \cdots + (x_{p,it} - \overline{x}_{p,i})\beta_p + (\alpha_i - \alpha_i) + (e_{it} - \overline{e}_i) \tag{2.3}$$

persamaan (2.3) disederhanakan menjadi,

$$\ddot{y}_{it} = \ddot{x}_{1,it}\beta_1 + \ddot{x}_{2,it}\beta_2 + \cdots + \ddot{x}_{p,it}\beta_p + \ddot{e}_{it} \tag{2.4}$$

dengan $\ddot{y}_{it} = y_{it} - \overline{y}_i$, $\ddot{x}_{1,it} = x_{p,it} - \overline{x}_{p,i}$, $\ddot{e}_{it} = e_{it} - \overline{e}_i$. Jika dituliskan dalam bentuk matriks menjadi persamaan (2.4),

$$\ddot{\mathbf{y}} = \ddot{\mathbf{X}}\beta + \ddot{\mathbf{e}}. \tag{2.5}$$

Kemudian untuk mengestimasi parameter β digunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS) dengan meminimumkan jumlah kuadrat residual dari persamaan (2.5). Jadi untuk menghitung estimasi parameter model disajikan pada persamaan (2.6),

$$\hat{\beta} = (\hat{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\hat{\mathbf{X}})^{-\mathbf{1}}(\hat{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\hat{\mathbf{y}}). \tag{2.6}$$

2.3. Pemilihan Model Regresi Data Panel Terbaik

2.3.1. Uji Chow

Uji Chow digunakan untul memilih CEM atau FEM [9]. Hipotesis uji yang digunakan adalah:
$H_0 : \alpha_1 = \alpha_1 = \cdots = \alpha_n = \alpha$ (model CEM)
H_1 :minimal ada satu intersep (α_i) yang tidak sama (model FEM).

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$F_0 = \frac{(JKE_{CEM} - JKE_{FEM})/(n-1)}{JKE_{FEM}/(nT - n - p)} \tag{2.7}$$

dimana,
$JKE_{CEM} = \mathbf{y^T y} - \hat{\beta}^{\mathbf{T}}_{\mathbf{CEM}}\mathbf{X^T y}$
$JKE_{FEM} = \mathbf{y^T y} - \hat{\beta}^{\mathbf{T}}_{\mathbf{FEM}}\mathbf{X^T y}$
F_0 mengikuti distribusi $F_{\alpha,n-1,n(T-1)-p}$, dengan tolak H_0 ketika nilai F_0 lebih besar dari pada F tabel, dengan arti bahwa model yang sesuai adalah model FEM.

2.3.2. Uji Hausman

Uji *Hausman* membandingkan FEM atau REM [9]. Hipotesis uji yang digunakan adalah:
H_0 : corr(x_{it}, e_i)=0 (Model REM)
H_1 : corr(x_{it}, e_i)$\neq$ 0 (Model FEM).
Statistik uji yang digunakan adalah:

$$\chi^2(p) = \left(\hat{\beta}_{\mathbf{FEM}} - \hat{\beta}_{\mathbf{REM}}\right)^{\mathbf{T}} \left[\text{var}\left(\hat{\beta}_{\mathbf{FEM}}\right) - \text{var}\left(\hat{\beta}_{\mathbf{REM}}\right)\right]^{-1} \left(\hat{\beta}_{\mathbf{FEM}} - \hat{\beta}_{\mathbf{REM}}\right) \tag{2.8}$$

dengan $\hat{\beta}_{\mathbf{FEM}}$ adalah estimasi parameter FEM dan β_{REM} adalah estimasi parameter REM [8].

$\chi^2(p)$ mengikuti distribusi *Chi-Square* dengan p adalah jumlah variabel independen. Tolak H_0 ketika $\chi^2(p) > \chi^2_{p,\alpha}$ atau nilai $p - value < \alpha$, dengan arti bahwa model yang sesuai adalah model FEM.

2.4. Asumsi Klasik

2.4.1. Multikolinearitas

Multikolinearitas umumnya mengacu pada keadaan dimana ada hubungan linier yang tepat atau hampir sempurna antara sesama variabel independen [10]. Salah satu indikasi untuk mendeteksi multikolinearitas adalah besarnya *variance inflation factor* (VIF) [10] dengan persamaan (2.9).

$$VIF = \frac{1}{(1 - R_k^2)} \tag{2.9}$$

di mana R_k adalah koefisien determinasi variabel independen ke-k dengan variabel independen lainnya.

2.4.2. Heteroskedastitas

Pengujian heteroskedastisitas digunakan untuk mengetahui apakah model regresi terjadi ketidaksamaan varians residual dari satu pengamatan dengan pengamatan lain pada setiap variabel independen dalam model regresi. Salah satu uji yang digunakan untuk memeriksa adanya heteroskedastisitas adalah uji *Breusch Pagan* [7], dengan hipotesis pengujian:
H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma^2$ (tidak ada hipotesis spasial)
H_1 :minimal ada satu intersep σ_i^2 yang berbeda (ada heterogenitas spasial).
Statistik uji yang digunakan adalah:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f} \sim \chi_p^2. \tag{2.10}$$

di mana,

$\mathbf{f}$: $(f_1, f_2, \ldots, f_n)^T$ dengan $\mathbf{f}_i = \left(\frac{e_1^2}{\partial^2} - 1\right)$

$\hat{\sigma}^2$: $\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_t)^2}{n - p}$(varians residual)

e_i : $y_i - \hat{y}_i$ adalah *error* pada pengamatan ke-i

$\mathbf{Z}$: matriks dengan ukuran $n \times (p+1)$berisi vektor normal standar untuk setiap pengamatan.

Tolak H_0 ketika $BP > \chi_p^2$ dengan p adalah banyak variabel independen atau $p - value < \alpha$, yang artinya adanya heterogenitas pada data yang diteliti

2.4.3. Normalitas Residual

Dalam model regresi residual akan mengikuti distribusi normal. Uji Kolmogorov-Smirnov adalah salah satu teknik untuk menyelidiki masalah non-normalitas ini [10]. Hipotesis uji yang digunakan adalah:

$H_0 : F(a) = F_0(a)$ (data berdistribusi normal)
$H_1 : F(a) \neq F_0(a)$ (data berdistribusi normal)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$D_{hitung} = \max |F_0(a) - S_n(a)| \tag{2.11}$$

dengan kriteria tolak H_0 ketika $D_{hitung} > D_{1-a,n}$ atau $p - value < \alpha$.

2.5. Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial adalah karakteristik suatu wilayah di mana suatu tempat berbeda dengan tempat lain dalam beberapa hal. Artinya varians dalam model regresi tidak selalu sama, tetapi berubah berdasarkan tempat pengamatan dilakukan. Uji Breusch-Pagan dapat digunakan untuk memeriksa heterogenitas spasial pada persamaan (2.10) [11].

2.6. Fungsi Pembobot Spasial

Pembobot pada model GWR memiliki peran penting karena merepresentasikan lokasi dari setiap data observasi. Dalam menentukan pembobot, langkah awal adalah menghitung jarak *Euclidean* antara lokasi i ke lokasi ke j [12]. Perhitungan jarak *Euclidean* menggunakan persamaan (2.12),

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \tag{2.12}$$

Fungsi pembobot yang digunakan pada paper ini adalah fungsi kernel adaptif *Tricube*. Konsep fungsi kernel adaptif mengacu pada fungsi kernel yang memiliki *bandwidth* berbeda berdasarkan lokasi pengamatan [13]. Fungsi kernel adaptif *Tricube* bisa ditulis menjadi,

$$w_{i,j} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^3\right)^3 & \text{, untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases} \tag{2.13}$$

di mana h_i adalah *bandwidth* yang menjelaskan total atau proporsi dari pengamatan pada lokasi pengamatan ke-i. Nilai pembobot dari suatu data akan hampir 1 jika jaraknya dekat atau tumpang tindih dan akan berkurang hingga hampir nol jika jaraknya semakin menjauh. Salah satu metode untuk mendapatkan bandwidth optimum adalah menggunakan *Cross Validation* (CV) [14]. Persamaan CV yang digunakan adalah

$$CV = \sum_{i=1}^{n} [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \tag{2.14}$$

dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai taksiran untuk y_i tanpa menggabungkan oberservasi titik i pada proses pengujian parameter.

2.7. Model Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)

Metode GWPR adalah regresi lokal dengan pengulangan data pada titik lokasi untuk setiap pengamatan spasial [6]. Model GWPR dapat ditulis menjadi [7]:

$$\ddot{y}_{it} = \beta_0(u_{it}, v_{it}) + \sum_{k=1}^{p} \beta_k(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{k,it} + \ddot{\varepsilon}_{it} \tag{2.15}$$

Parameter yang dihasilkan dari model GWPR akan berbeda untuk setiap lokasi dan waktu sehingga ada sebanyak $nT \times k$ parameter yang harus diestimasi, di mana n adalah jumlah lokasi pengamatan, T adalah waktu pengamatan, dan $k = p + 1$ jumlah parameter pada setiap lokasi dan waktu pengamatan.

Estimasi parameter model GWPR menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS), dengan memberikan bobot spasial yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan [7]. Persamaan yang digunakan untuk estimasi parameter model GWPR adalah

$$\hat{\beta}(u_{it}, v_{it}) = \left(\ddot{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})\ddot{\mathbf{X}}\right)^{-\mathbf{1}} \ddot{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})\ddot{\mathbf{y}} \tag{2.16}$$

dengan $\hat{\beta}(u_{it}, v_{it})$ vektor koefisien regresi lokal yang isinya $\left(\hat{\beta}_{\mathbf{it0}}, \hat{\beta}_{\mathbf{it1}}, \ldots, \hat{\beta}_{\mathbf{itp}}\right)^{\mathbf{T}}$, $\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})$ matriks diagonal dengan elemen pada diagonalnya adalah pembobot spasial pada setiap lokasi pengamatan ke-i dan waktu ke-t dan elemen lainnya adalah angka nol.

2.8. Pengujian Kesesuaian Model GWPR

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk melihat perbedaan model GWPR dengan model regresi data panel (regresi global) [15]. Hipotesis uji yang digunakan adalah:
$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ dengan setiap $k = 1, 2, \ldots, p$ dan $i = 1, 2, \ldots, n$ (tidak ada perbedaan signifikan model regresi data panel dengan model GWPR)
H_1 : minimal ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$ dengan setiap $k = 1, 2, \ldots, p$ (terdapat perbedaan signifikan model regresi data panel dengan model GWPR)

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$F = \frac{RSS(H_1)/df_1}{RSS(H_0)/df_2} \tag{2.17}$$

dimana, $RSS(H_0) = \ddot{\mathbf{y}}^{\mathbf{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{H})\ddot{\mathbf{y}}$ dengan $\mathbf{H} = \ddot{\mathbf{X}}(\ddot{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\ddot{\mathbf{X}})^{-\mathbf{1}}\ddot{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}$
$RSS(H_1) = \ddot{\mathbf{y}}^{\mathbf{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{L})^{\mathbf{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{L})\ddot{\mathbf{y}}$;
$df_1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$ dengan $\delta_i = tr\left([(\mathbf{I} - \mathbf{L})^{\mathbf{T}}(\mathbf{I} - \mathbf{L})]^i\right), i = 1, 2$
$df_2 = n - p - 1$.

$\mathbf{I}$ adalah matriks identitas dengan ukuran $nT \times nT$ dan L adalah matriks proyeksi dari model GWPR berukuran $nT \times nT$. Tolak H_0 ketika $F_{hitung} < F_{1-\alpha, df_1 . df_2}$ atau $p - value > \alpha$.

2.9. Uji Signifikasi Parameter

Pengujian parameter model GWPR dilakukan setelah ditentukan bahwa model GWPR cukup menggambarkan data [7]. Parameter model GWPR diuji untuk mengetahui variabel independen yang berpengaruh pada lokasi ke-i dan waktu ke-t dengan hipotesis pengujiannya:
$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0$ $H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0$ dengan $k = 1, 2, \ldots, p$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$T_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k(u_{it}, v_{it})}{\hat{\sigma}\sqrt{c_{kk}}} \tag{2.18}$$

dengan c_{kk} adalah elemen diagonal ke-k dari matriks $C_{it}C_{it}^T$ yang mana $C_{it} = \left(\ddot{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\mathbf{W}(it)\ddot{\mathbf{X}}\right)^{-1} \ddot{\mathbf{X}}^{\mathbf{T}}\mathbf{W}(it).T_{hitung}$ akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas (δ_1^2/δ_2) dan $\hat{\sigma}$ didapat dari akar $\hat{\sigma}^2 = RSS(H_1)/\delta_1$ [7]. Tolak H_0 jika $|T_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, \frac{\delta_1^2}{\delta_2}}$ yang berarti parameter pada variabel independen tersebut berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen.

2.10. Evaluasi Model

2.10.1. Koefisien Determinasi

Koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk menentukan besarnya variasi variabel independen yang ditangkap oleh model regresi [16]. Menghitung persamaan R^2 bisa menggunakan persamaan (2.19)

$$R^2 = 1 - \frac{JKError}{JKTotal} \tag{2.19}$$

dengan JKError adalah jumlah kuadrat residual dan JKTotal adalah jumlah kuadrat total model regresi.

2.10.2. Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE digunakan untuk menilai seberapa besar kesalahan nilai estimasi dibandingkan dengan data aktual [17]. Jika nilai RMSE mendekati nol, maka data hasil estimasi memiliki akurasi yang tinggi karena memiliki nilai error yang rendah relatif terhadap data aktual.

Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung RMSE [18]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{2.20}$$

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Model Regresi Data Panel

Langkah awal dalam paper ini adalah mengestimasi parameter model data panel yaitu dengan metode CEM, FEM dan REM. Setelah diestimasi selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik menggunakan uji Chow dan uji Hausman dengan menggunakan persamaan (2.7) dan (2.8). Hasil uji Chow dan uji Hausman disajikan pada Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3.1: Hasil Uji *Chow* dan Uji *Hausman*

Uji	Statistik	$p - value$	Kesimpulan
Uji *Chow*	$F_{hitung} = 57,964$	$2,20 \times 10^{-16}$	Tolak H_0 model FEM lebih baik daripada model CEM
Uji *Hausman*	$\chi^2_{hitung} = 14,689$	0,0402	Tolak H_0 model FEM lebih baik daripada model REM

Berdasarkan Tabel 3.1 terlihat nilai $p - value < 0,1$, sehingga berhasil tolak H_0 pada taraf signifikansi 10%. Artinya model FEM lebih baik dari pada model CEM dan REM.

3.2. Asumsi Model Regresi Panel

Setelah didapat model regresi data panel terbaik langkah selanjutnya adalah melakukan uji asumsi klasik. Uji asumsi klasik yang dilakukan, yaitu uji multikolinearitas menggunakan persamaan (2.9), normalitas menggunakan persamaan (2.11), dan heteroskedastisitas yang sekaligus menjadi uji heterogenitas spasial berdasarkan persamaan (2.10). Hasil uji multikolinearitas, normalitas dan heteroskedastisitas disajikan secara berturut-turut pada Tabel 3.2 dan Tabel 3.3.

Tabel 3.2: Nilai VIF Setiap Variabel Independen

Variabel	VIF	Variabel	VIF	Variabel	VIF	Variabel	VIF
X_1	1,54	X_3	2,46	X_5	1,15	X_7	1,76
X_2	1,89	X_4	2,34	X_6	2,25		

Berdasarkan nilai VIF pada Tabel 3.2 dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolinearitas antar variabel independen karena nilai VIF semua variabel yang diuji kurang dari 10.

Tabel 3.3: Hasil Uji Kolmogorov Smirnov dan Uji Breusch Pagan

Uji	Statistik	$p-value$	Kesimpulan
Kolmogorov Smirnov	$D_{hitung} = 0,06916$	$0,4418$	Terima H_0 residual berdistribusi normal
Breusch Pagan	$B^2_{hitung} = 13,33$	0,0644	Tolak H_0 ada heterogenitas spasial

Berdasarkan Tabel 3.3 diperoleh kesimpulan residual berdistribusi normal dan ada terjadinya heterogenitas spasial atau keragaman varians antar pengamatan. Masalah ini bisa diatasi dengan membuat model secara lokal yang mempertimbangkan aspek spasial yaitu keragaman antar lokasi pengamatan.

3.3. *Estimasi Model GWPR*

Langkah selanjutnya adalah membuat model GWPR untuk persentase penduduk miskin di Jawa Barat. Hal pertama yang dilakukan adalah menghitung jarak Euclidean antar lokasi pengamatan berdasarkan koordinat *latitude* dan *longitude* dengan persamaan (2.12). Kemudian melakukan pemilihan *bandwidth* optimum menggunakan kriteria CV minimum pada persamaan (2.14). Fungsi pembobot yang digunakan pada paper ini adalah fungsi kernel adaptif *tricube*. Dari hasil pengolahan didapat nilai CV untuk pembobot adaptif *tricube* adalah sebesar 3,8736 dengan nilai *bandwidth* yang berbeda-beda untuk setiap lokasi.

Langkah selanjutnya adalah membuat matriks pembobot pada pemodelan GWPR. Matriks pembobot pada GWPR adalah sama untuk setiap tahunnya sehingga nilainya akan berulang untuk setiap periode tahun. Matriks pembobot yang dihasilkan selanjutnya digunakan untuk menaksir nilai parameter model GWPR menggunakan persamaan (2.16). Nilai parameter yang dihasilkan pada pemodelan GWPR akan berbeda untuk setiap lokasi. Berikut adalah salah satu model GWPR yang terbentuk pada lokasi Kota Bekasi:

$$\widehat{\ddot{y}_{23,t}} = \frac{3,5}{10^{17}} - 0,02323\ddot{x}_1 + 0,045735\ddot{x}_2 - 0,17774\ddot{x}_3 + 0,077668\ddot{x}_4 - 0,001236\ddot{x}_5 + \frac{1,67}{10^6}\ddot{x}_6 - \frac{2,28}{10^5}\ddot{x}_7$$

3.4. *Pengujian Kesesuaian Model GWPR*

Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian model secara serentak menggunakan persamaan (2.17) untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara model regresi panel *fixed effect* (model regresi global) dengan model GWPR. Berikut hasil uji dapat dilihat pada Tabel 3.4:

Tabel 3.4: Hasil Pengujian Secara Serentak

F_{hitung}	$F_{1-0.1,59,73}$	$p-value$	Kesimpulan
0,2594	1,3705	1,49e-07	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 3.4 nilai $F_{hitung} < F_{tabel}$ artinya tolak H_0 pada tingkat signifikansi 10% sehingga dapat diartikan terdapat perbedaan yang signifikan antara model regresi panel *fixed effect* (model regresi global) dengan model GWPR.

Pengujian selanjutnya adalah uji signifikansi parameter model GWPR secara parsial menggunakan persamaan (2.18). Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui variabel-variabel independen yang memengaruhi persentase penduduk miskin secara signifikan pada setiap kota dan kabupaten di Jawa Barat. Berikut salah satu contoh hasil perhitungan uji signifikansi parameter model GWPR pada lokasi Kota Bekasi yang disajikan pada Tabel 3.5:

Tabel 3.5: Uji Signifikansi Parameter Kabupaten Bandung

Parameter	Estimasi	$p - value$	Kesimpulan
$\beta_1(u_{23t}, v_{23t})$	-0,02323	0,141467522	Tidak Signifikan
$\beta_2(u_{23t}, v_{23t})$	0,045735	0,441815897	Tidak Signifikan
$\beta_3(u_{23t}, v_{23t})$	-0,17774	0,025741881	Signifikan
$\beta_4(u_{23t}, v_{23t})$	0,077668	0,209806115	Tidak Signifikan
$\beta_5(u_{23t}, v_{23t})$	0,001236	0,957546731	Tidak Signifikan
$\beta_6(u_{23t}, v_{23t})$	1,67E-06	0,000992276	Signifikan
$\beta_7(u_{23t}, v_{23t})$	-2,3E-05	0,291594104	Tidak Signifikan

Berdasarkan Tabel 3.5. pada Kota Bekasi ada dua variabel independen yang signifikan berpengaruh terhadap persentase penduduk miskin. Variabel yang signifikan tersebut adalah angka ketergantungan (X_3) dan upah minimum (X_6). Setelah dilakukan uji signifikansi parameter model pada semua lokasi pengamatan didapatkan 14 grup Kabupaten/Kota pada Provinsi Jawa Barat yang memiliki kesamaan variabel yang signifikan. Hasil grup disajikan pada Tabel 3.6 berikut:

Tabel 3.6: Variabel yang Signifikan pada Tiap Lokasi Pengamatan

Grup	Variabel Signifikan	Lokasi	Grup	Variabel Signifikan	Lokasi
1	$X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7$	Cianjur, Kuningan, Bandung Barat	8	X_1, X_2, X_3, X_6, X_7	Bandung
2	$X_1, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7$	Bogor, Kota Bogor	9	X_3, X_5, X_6, X_7	Sukabumi, Majalengka
3	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_6, X_7$	Purwakarta	10	X_3, X_4, X_6, X_7	Karawang
4	X_3, X_4, X_5, X_6, X_7	Tasikmalaya, Ciamis, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar	11	$X_1, X_3 X_7$	Kota Sukabumi
5	X_2, X_3, X_5, X_6, X_7	Garut, Sumedang, Indramayu, Subang, Kota Bandung, Kota Cirebon, Kota Cimahi	12	X_3, X_6	Kota Bekasi
6	X_1, X_3, X_5, X_6, X_7	Cirebon	13	X_1, X_6	Bekasi
7	X_1, X_3, X_4, X_5, X_6	Pengandaran	14	Tidak ada	Kota Depok

3.5. Evaluasi Model

Evaluasi model yang dilakukan pada paper ini adalah membandingkan model regresi global dengan model GWPR dengan menggunakan koefisien determinasi (R^2) dan RMSE, untuk mengetahui model mana yang terbaik dalam menjelaskan persentase kemiskinan. Perbandingan nilai R^2 dan RMSE disajikan pada Tabel 3.7:

Tabel 3.7: Perbandingan model regresi FEM dan GWPR

Model	$R^2(\%)$	RMSE
Model FEM	81,056	4,617
Model GWPR	95,239	0,147

Berdasarkan Tabel 3.7 model GWPR adalah model yang lebih baik daripada model regresi data panel (FEM) dalam menjelaskan persentase penduduk miskin di Jawa Barat karena nilai R^2 model GWPR yang lebih besar daripada model FEM dan RMSE model GWPR yang lebih kecil daripada model FEM.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan kesimpulan yang bisa ditarik adalah sebagai berikut:

1. Pemodelan persentase penduduk miskin di Jawa Barat dari tahun 2019 sampai 2021 menggunakan GWPR menghasilkan model yang berbeda-beda pada setiap kota dan kabupaten karena adanya variasi spasial dalam hubungan variabel independen dengan variabel dependen.
2. Faktor-faktor yang signifikan memengaruhi persentase kemiskinan setiap kota dan kabupaten di Jawa Barat dari tahun 2019 sampai 2021 dengan model GWPR disajikan pada Tabel 3.6.
3. Langkah-langkah dalam mengatasi kemiskinan perlu dibedakan antar wilayah dengan menerapkan kebijakan yang disesuaikan dengan karakteristik masing-masing wilayah sehingga kebijakan yang diberikan dapat berjalan efektif dalam mengurangi kemiskinan.
4. Model GWPR lebih baik daripada model FEM dalam menjelaskan persentase penduduk miskin di Jawa Barat berdasarkan nilai koefisien determinasi (R^2) dan nilai RMSE.

Referensi

[1] Badan Pusat Statistik (BPS), "Kemiskinan dan ketimpangan." https://www.bps.go.id/subject/23/kemiskinan-dan-ketimpangan.html, 2020. Accessed: 10 Maret 2023.

[2] World Bank, *Handbook on Poverty and Inequality*. Wahington DC: The World Bank, 2007. View online.

[3] N. Henninger and M. Snel, *Where are the Poor? Experiences with the Development and Use of Poverty Maps*. Wahington: World Resources Institute, 2002. View online.

[4] K. N. Santoso, F. Abiyyi, and A. R. K. Marselino, "Analisis spasial kemiskinan pada masa pemulihan pandemi covid-19 di jawa barat 2021," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, pp. 288–299, 2022. View online.

[5] D. Yu, "Exploring spatiotemporally varying regressed relationships: The geographically weighted panel regression analysis," *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, pp. 134–139, 2010. View online.

[6] N. S. Rahayu, *Geographically Weighted Panel Regression untuk Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2017. View online.

[7] E. N. Amaliah, Darnah, and Sifriyani, "Regresi data panel dengan pendekatan common effect model (cem), fixed effect model (fem) dan random effect model (rem) (studi kasus: Persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di kalimantan timur tahun 2015-2018)," *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, pp. 106–115, 2020. View online.

[8] J. M. Wooldridge, *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. London: MIT Press, 2002. View online.

[9] R. E. Caraka and H. Yasin, *Spatial Data Panel*. Ponorogo: WADE GROUP National Publishing, 2017. View online.
[10] D. N. Gujarati and D. C. Porter, *Basic Econometrics*. New York: McGraw-Hill, 2009. View online.
[11] M. Utami and T. S. Yanti, *Pemodelan Kasus Pneumonia pada Balita di Kota Bandung Menggunakan Geographically Weighted Panel Regression*. 2021. View online.
[12] H. Y. D. Ulhaq, R. Wasono, and I. M. Nur, "Geographically weighted logistic regression (gwlr) with gaussian adaptive kernel weighting function, bisquare, and tricube in case of malnutrition of toddlers in indonesia," *Jurnal Litbang Edusaintech*, pp. 5–13, 2020. View online.
[13] N. F. Apriyani, D. Yuniarti, and M. N. Hayati, "Pemodelan mixed geographically weighted regression (mgwr) (studi kasus: Jumlah penderita diare di provinsi kalimantan timur tahun 2015)," *Jurnal Eksponensial*, pp. 59–66, 2018. View online.
[14] A. Fotheringham, C. Brunsdon, and M. Charlton, *Geographically Weighted Regression : the analysis of spatially varying relationships*. West Sussex: John & Sons Ltd, 2002. View online.
[15] Sutro, Yundari, and S. Martha, "Pemodelan fixed effect geographically weighted panel regression untuk indeks pembangunan manusia di kalimantan barat," *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, pp. 413–422, 2020. View online.
[16] A. Pratama, Suyitno, and I. Purnamasari, "Pemodelan persentase penduduk miskin di provinsi kalimantan timur menggunakan model geographically weighted panel regression," *Jurnal Matematika dan Statistika serta Aplikasinya*, pp. 1–11, 2021. View online.
[17] Munawar, A. Mulsandi, and A. M. Hidayat, "Model estimasi data intensitas radiasi matahari untuk wilayah banten," *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, pp. 53–61, 2020. View online.
[18] F. Chaidir and N. D. Tuharea, "Analisa perbandingan data pasang surut dengan metode koefisien korelasi dan rmse antara data ioc-sealevelmonitoring dan data pogram naotide," *SENSISTIK Riset Sains dan Teknologi Kelautan*, vol. 5, pp. 36–41, 2022. View online.

Format Sitasi IEEE:
R. Nasri,N. Gusriani, and N. Anggriani, "*Model Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) untuk Data Kemiskinan di Provinsi Jawa Barat Tahun 2019-2021*", *Jurnal Diferensial*, vol. 5(2), pp. 106-116,2023.