

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION* MENGGUNAKAN PEMBOBOT *KERNEL GAUSSIAN* DAN *KERNEL BI-SQUARE* PADA KEMISKINAN DI PAPUA

Felicitas Avelline Yansi¹, Noeryanti^{2*}, Noviana Pratiwi^{3*}

^{1,2,3} Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta

Email: snoeryanti@yahoo.com, novianapратиwi@akprind.ac.id

*corresponding author

Abstract Papua is a province with the highest poverty rate in Indonesia. The number of poor people in Papua during 2019-2021 fluctuated quite a bit. Poverty is caused by many factors, including difficulties in meeting basic needs, difficulties in obtaining education and employment. This study aims to perform Geographically Weighted Panel Regression modeling using the adaptive kernel gaussian and adaptive kernel bi-square weighting functions on the number of poor people in Papua. In a study it is not enough to make observations at a certain time, but also needs to be done in various time periods. The linear regression model is generally global, where the parameter estimates are the same for all locations. In fact, between one location and another have different conditions. This allows for spatial diversity between locations. GWPR is a statistical method used in analyzing spatial diversity. The results of this study state that the coefficient of determination on the adaptive bi-square kernel weighting is greater, namely 79.84%, and the AIC value on the adaptive bi-square kernel weighting is smaller, namely 666.8033 than the GWPR model with the gaussian kernel adaptive weighting function, so the model GWPR with the adaptive kernel bi-square weighting function is better used for Geographically Weighted Panel Regression modeling on the number of poor people in districts/cities of Papua province in 2019-2021 against the factors that influence it.

Keywords: Poverty, Geographically Weighted Panel Regression, Gaussian Kernel and Bi-square Kernel.

Abstrak Papua merupakan provinsi dengan tingkat kemiskinan tertinggi di Indonesia. Jumlah penduduk miskin di Papua selama tahun 2019-2021 cukup fluktuatif. Kemiskinan disebabkan oleh banyak faktor, antara lain kesulitan dalam memenuhi kebutuhan dasar, kesulitan dalam memperoleh pendidikan dan pekerjaan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pemodelan *Geographically Weighted Panel Regression* menggunakan fungsi pembobot *adaptive kernel gaussian* dan *adaptive kernel bi-square* pada jumlah penduduk miskin di Papua. Dalam suatu penelitian tidak cukup melakukan pengamatan dalam satu waktu tertentu, tetapi juga perlu dilakukan dalam berbagai periode waktu. Model regresi linier secara umum bersifat global, dimana estimasi parameternya bernilai sama untuk semua lokasi. Pada kenyataannya, antara lokasi satu dengan lainnya memiliki kondisi yang berbeda. Hal ini memungkinkan adanya keragaman spasial antar lokasi. GWPR merupakan metode statistika yang digunakan dalam menganalisis keragaman spasial. Hasil penelitian ini menyatakan bahwa nilai koefisien determinasi pada pembobot *adaptive bi-square kernel* lebih besar yaitu 79,84% dan nilai AIC pada pembobot *adaptive bi-square kernel* lebih kecil yaitu 666,8033 daripada model GWPR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel gaussian*, sehingga model GWPR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel bi-square* lebih baik digunakan untuk pemodelan *Geographically Weighted Panel Regression* pada jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota provinsi Papua tahun 2019-2021 terhadap faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Kata kunci: Kemiskinan, *Geographically Weighted Panel Regression*, *Kernel Gaussian* dan *Kernel Bi-square*

1. Pendahuluan

Salah satu permasalahan yang masih dihadapi negara Indonesia yaitu masalah kemiskinan. Istilah kemiskinan muncul ketika seseorang atau sekelompok orang tidak mampu memenuhi kebutuhan ekonominya untuk mencapai kemakmuran dan kesejahteraan. (Royat S.,2015)

Papua merupakan salah satu provinsi yang memiliki sumber daya alam yang melimpah. Besarnya potensi yang dimiliki Papua seharusnya sejalan dengan kondisi perekonomian masyarakatnya. Namun ternyata hal tersebut tidak sejalan dengan permasalahan ekonominya, dimana Papua merupakan provinsi dengan tingkat kemiskinan tertinggi di Indonesia. Menurut Badan Pusat Statistik, persentase kemiskinan Papua sebesar 26,86% per maret 2021 atau 920 ribu

jiwa dari total penduduk. Artinya lebih dari seperempat penduduk di Papua hidup di bawah garis kemiskinan.

Menurut Crandall, M. dan Weber, B. (2004), mereka menjelaskan bahwa, pengurangan kemiskinan di suatu tempat akan mempengaruhi dan dipengaruhi oleh tempat sekitarnya, sehingga dengan kata lain kemiskinan memiliki unsur spasial. Kondisi yang dipengaruhi oleh aspek spasial atau kondisi geografis suatu wilayah penelitian, memungkinkan adanya heterogenitas spasial.

Pada kasus keheterogenan spasial dikembangkan analisis regresi yang terboboti secara geografis yaitu *Geographically Weighted Regression* (GWR). Parameter model yang dihasilkan berbeda-beda tiap lokasi. Di sisi lain, dalam suatu penelitian, tidak cukup hanya melakukan pengamatan terhadap unit amatan dalam satu waktu tertentu saja, tetapi perlu juga mengamati unit tersebut pada berbagai periode waktu. Oleh karena itu, berkembanglah analisis regresi yang melibatkan unit *cross section* dan unit *time series* yaitu regresi panel, kemudian dikembangkan lagi model statistik yang digunakan untuk mengatasi adanya efek spasial, khususnya masalah heterogenitas spasial pada data bertipe panel yaitu *Geographically Weighted Panel Regression*.

Menurut Bruna F. dan Yu D. (2013), mereka menjelaskan bahwa, *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) adalah model pengembangan yang menggabungkan antara model GWR dengan regresi panel dan lebih difokuskan pada pengamatan spasial berulang untuk setiap lokasi. Peran pembobot dalam GWPR merupakan aspek penting, karena nilai pembobot dapat mewakili lokasi data pengamatan dan penduga parameter yang dihasilkan lebih dipengaruhi oleh lokasi yang berdekatan.

Penelitian ini menggunakan fungsi pembobot *adaptive kernel gaussian* (normal) dan *adaptive kernel bisquare* (pangkat ganda) yang menggunakan jarak antara lokasi dalam fungsinya. Kedua fungsi ini dipilih karena menggunakan unsur jarak antar lokasi pengamatan yang nilainya bersifat kontinu, sehingga diharapkan hasil analisis akan lebih baik. Unit pengamatan dalam penelitian ini adalah kabupaten/kota di Provinsi Papua dari tahun 2019 sampai dengan tahun 2021. Jumlah penduduk miskin di Papua selama tahun 2019-2021 cukup fluktuatif sehingga perlu dilakukan analisis secara berkesinambungan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin yang terjadi setiap tahunnya.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan pemodelan yang menjelaskan hubungan antara kemiskinan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhinya menggunakan *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) di Papua dengan fungsi pembobot *kernel Gaussian* dan *kernel Bi-square* tahun 2019-2021.

2. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik yaitu data yang menggambarkan jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota provinsi Papua yaitu (<https://papua.bps.go.id>) tahun 2019-2021. Variabel dependen adalah jumlah penduduk miskin, variabel independennya indeks pembangunan manusia, pertumbuhan penduduk, angka harapan hidup, harapan lama sekolah, rata-rata lama sekolah, angka partisipasi sekolah, pengeluaran per kapita, tingkat partisipasi angkatan kerja, tingkat pengangguran terbuka, dan persentase luas wilayah. Adapun langkah-langkah analisis meliputi menentukan deskriptif dan karakteristik data, pemodelan regresi data panel dengan model *common effect*, *fixed effect* dan *random effect*, pemodelan *Geographically Weighted Panel Regression* dengan fungsi pembobot *kernel gaussian* dan *kernel bi-square* dan menentukan perbandingan model terbaik untuk *Geographically Weighted Panel Regression* dengan menggunakan pembobot *kernel gaussian* dan *kernel bi-square*.

Adapun Langkah-langkah analisis sebagai berikut:

- 1) Memasukkan semua data jumlah penduduk miskin dan variabel yang diduga mempengaruhinya
- 2) Mendeskripsikan data

3) Melakukan pemodelan data panel

a) *Common Effect Model*

Parameter model *common effect* dapat diestimasi menggunakan metode OLS (*Ordinary Least Square*). Adapun model CEM adalah sebagai berikut:

$$y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + u_{it}, i = 1, 2, \dots, N, t = 1, 2, \dots \quad (1)$$

u_{it} : error regresi untuk grup ke-i waktu ke-t

b) *Fixed Effect Model*

Metode pendugaan regresi data panel pada *fixed effect* dilakukan dengan teknik penambahan variabel *dummy* (boneka) atau *least square dummy variables* (LSDV). Persamaan umum dari regresi variabel *dummy* adalah sebagai berikut:

$$y_{it} = \beta_{0i} D_{it} + \sum_{k=1}^p \beta_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Dalam bentuk matriks :

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{01} \\ \beta_{02} \\ \vdots \\ \beta_{0N} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} \beta + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix}$$

Dengan D dan 0 adalah vektor berukuran T x 1, maka dapat ditulis dalam bentuk

$$\begin{aligned} y &= D\beta_0 + X\beta + \varepsilon \\ &= [D \quad X] \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta \end{bmatrix} + \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

Misal $[D \quad X] = M$ dan $\begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta \end{bmatrix} = \theta$, maka persamaan di atas, dapat ditulis menjadi

$$y = M\theta + \varepsilon \quad (4)$$

Model dari regresi data panel *fixed effect* maka selanjutnya dicari estimasi parameter θ dengan menggunakan metode kuadrat terkecil dengan cara meminimumkan fungsi total kuadrat *error*.

$$S = \varepsilon^T \varepsilon = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = (y - M\theta)^2 = (y - M\theta)^T (y - M\theta) \quad (5)$$

Penaksir (*estimator*) parameter θ secara kuadrat terkecil

$$\begin{aligned} M^T M \hat{\theta} &= M^T y \\ \hat{\theta} &= (M^T M)^{-1} M^T y \end{aligned} \quad (6)$$

c) *Random Effect Model*

Model *random effect* untuk data panel diestimasi dengan melihat variabel gangguan yang saling berhubungan antar waktu dan individu. Model *random effect* dapat diestimasi menggunakan metode *Generalized Least Square* (GLS), dengan persamaan umum sebagai berikut:

$$y_{it} = \alpha + X'_{it} \beta + v_{it} \quad (7)$$

Galat diasumsikan terdiri dari tiga komponen, sebagai berikut:

$$v_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

Dimana, $E\alpha_i = E\lambda_t = E\varepsilon_{it} = 0, E\alpha_i \varepsilon_{it} = E\lambda_t \varepsilon_{it} = 0$

v_{it} : komponen *error*

α_i : komponen *error cross section* ~ IID, N (0, σ_α^2)

λ_t : komponen *error time series* ~ IID, N (0, σ_λ^2)

ε_{it} : komponen *error gabungan* ~ IID, N (0, σ_u^2)

4) Melakukan uji pemilihan metode estimasi data panel

a) Uji Chow

Uji *Chow* digunakan untuk mengetahui apakah *common effect model* atau *fixed effect model* yang paling tepat untuk digunakan dalam estimasi data panel.

b) Uji Hausman

Uji *Hausman* harus dilakukan ketika yang terpiih pada uji *chow* adalah *fixed effect model*, karena uji *hausman* ini digunakan untuk membandingkan model yang terbaik antara *fixed effect model* dan *random effect model*

- c) Uji Lagrange Multiplier
Uji *Lagrang Multiplier* dilakukan Ketika yang terpilih pada uji *chow* adalah *common effect model*, karena pengujian ini digunakan untuk membandingkan model yang terbaik antara *common effect model* dan *random effect model*
- 5) Uji signifikansi data panel
- a) Uji F dilakukan untuk mengetahui apakah variabel-variabel bebas secara keseluruhan signifikansi dalam mempengaruhi variabel terikat.
- b) Uji parsial digunakan untuk mengetahui apakah setiap variabel independen berpengaruh terhadap variabel dependen
- c) Koefisien determinasi
Koefisien determinasi (R^2) untuk mengukur seberapa jauh kemampuan model dalam menerangkan variasi variabel dependen. Nilai koefisien determinasi adalah antara 0 (nol) dan 1 (satu). Semakin tinggi nilai R^2 , maka semakin baik modelnya.
- 6) Pengujian faktor spasial dengan heteroskedastisitas spasial dan *Moran's I*
- a) Efek heteroskedastisitas spasial dalam pengamatan, dapat menghasilkan perbedaan parameter regresi pada setiap lokasi pengamatan yang menunjukkan adanya keragaman antar lokasi.

Uji heteroskedastisitas spasial dapat diuji menggunakan uji statistik *Breusch-Pagan*, dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$, artinya tidak terdapat heteroskedastisitas spasial

H_1 : minimal terdapat satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$ artinya terdapat heteroskedastisitas spasial

Statistik uji dalam uji *Breusch-Pagan* sebagai berikut:

$$BP = \frac{1}{2} f^T z (z^T z)^{-1} z^T f + \left(\frac{1}{T} \right) \left[\frac{e^T w e}{\sigma^2} \right] \quad (9)$$

Kriteria pengambilan keputusan dalam uji *Breusch-Pagan* adalah jika $BP > X^2_{\alpha,p}$, maka H_0 ditolak.

- b) Autokorelasi spasial
Autokorelasi spasial merupakan korelasi antar variabel independen pada setiap lokasi pengamatan. Uji autokorelasi spasial dapat diuji menggunakan *Moran's I*, dimana untuk menentukan ukuran korelasi antara pengamatan di lokasi yang berpengaruh terhadap pengamatan lain di lokasi terdekat (Amaliah, O. N., dkk.,2021).

Uji *Moran's I* dirumuskan sebagai berikut:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{p=1}^n W_{ip} (x_i - \bar{x})(x_p - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (10)$$

Dalam uji *Moran's I* mempunyai hipotesis sebagai berikut:

$H_0: I = 0$, artinya tidak terdapat autokorelasi antar lokasi pengamatan

$H_1: I \neq 0$, artinya terdapat autokorelasi antar lokasi pengamatan

Statistik uji sebagai berikut:

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (11)$$

dimana nilai $E(I)$ dapat diperoleh dengan persamaan:

$$E(I) = \frac{-1}{(n-1)} \quad (12)$$

Dan $Var(I)$ diperoleh dengan persamaan:

$$Var(I) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n^2 - 1) S_0^2} - [E(I)]^2 \quad (13)$$

Dimana:

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i \neq j}^n (W_{ji} + W_{ij})^2$$

$$S_2 = \frac{1}{2} \sum_{i \neq j}^n (W_i + W_j)^2$$

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}$$

Pengambilan keputusan H_0 ditolak apabila $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$, sehingga dapat disimpulkan ada keterikatan antar wilayah atau ada dependensi spasial.

- 7) Fungsi pembobot yang digunakan dalam penelitian ini yaitu, *adaptive kernel gaussian* dan *adaptive kernel bi-square*. Dimana, *adaptive kernel*, yaitu ketika setiap lokasi memiliki nilai *bandwidth* (b) yang berbeda pada semua lokasi pengamatan, karena fungsi *kernel adaptive* dapat disesuaikan dengan titik lokasi pengamatan.

- a) Fungsi *Kernel Adaptive Gaussian*

$$w_j(u_i, v_i) = \exp[-1/2(d_{ij}/b_i(p))^2] \tag{14}$$

- b) Fungsi *Kernel Bi-square*

$$w_j(u_i, v_i) = \begin{cases} [1 - (d_{ij}/b_i(p))^2]^2, & \text{jika } d_{ij} < b_i(p) \\ 0, & \text{jika } d_{ij} \geq b_i(p) \end{cases} \tag{15}$$

d_{ij} : jarak *Euclidian* antar lokasi pengamatan (u_i, v_i) ke lokasi pengamatan (u_i, v_j), berdasarkan persamaan berikut :

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \tag{16}$$

Lokasi pengamatan ke i dan lokasi pengamatan ke j

u_i : koordinat lintang geografis (*latiitude*) lokasi pada pengamatan ke- i

v_i : koordinat bujur geografis (*longitude*) lokasi pengamatan ke- i

- 8) *Geographically Weighted Panel Regression* merupakan model pengembangan yang memadukan antara model GWR dengan regresi panel. Model umum GWPR didapatkan dari gabungan antara model GWR dengan regresi panel. Bentuk umum GWPR adalah sebagai berikut:

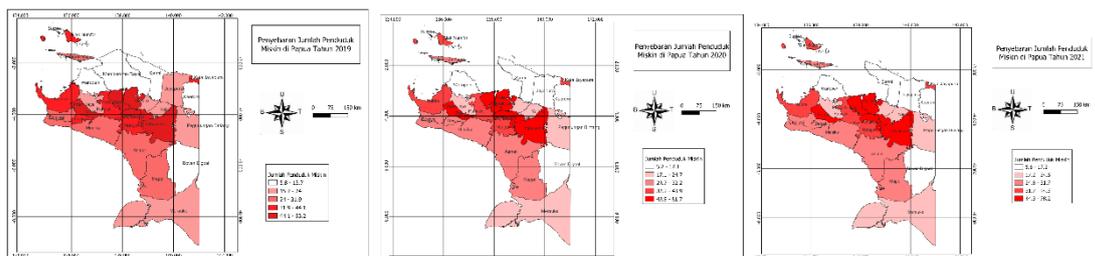
$$y_{it} = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{itk} + \varepsilon_{it} \tag{17}$$

- 9) Melakukan perbandingan dan pemilihan model terbaik antara pembobot *adaptive kernel gaussian* dan *adaptive kernel bi-square* dengan nilai AIC dan R^2 .

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Mendeskripsikan karakteristik jumlah penduduk miskin

Deskriptif data yang terdapat pada penelitian ini adalah nilai *minimum* (nilai terkecil, *mean* (rata-rata), standar deviasi dan *maximum* (nilai terbesar). Jumlah penduduk miskin (Y) terendah yaitu 5,56 ribu jiwa terdapat pada kabupaten Sarmi tahun 2021, *mean* (rata-rata) jumlah penduduk miskin yaitu 31,7 ribu jiwa, standar deviasi jumlah penduduk miskin sebesar 20,08 ribu jiwa, dan jumlah penduduk miskin tertinggi sebesar 83,23 ribu jiwa terdapat di kabupaten Jayawijaya tahun 2019



Sebaran jumlah penduduk miskin di Papua cukup beragam. Gambar 4.1 memberi gambaran bahwa pola penyebaran penduduk miskin di Papua selama tiga tahun terakhir cenderung sama, yaitu mengumpul pada kabupaten/kota tertentu dengan tingkat keragaman yang cukup besar. Berdasarkan penyebaran warna merah tua ke warna merah muda yang berkelompok pada gambar 4.1, dapat dikatakan jumlah penduduk miskin membentuk pola spasial, dan diduga memiliki efek spasial.

3.2 Analisis Regresi Data Panel

3.2.1. Estimasi Model Data Panel

Pada metode estimasi model regresi menggunakan data panel terdapat tiga pendugaan estimasi yaitu *Common Effect*, *Fixed Effect*, dan *random effect*.

a. Model *Common Effect*

Pemodelan data jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota di Papua tahun 2019-2021 dengan pendekatan *common effect*. Adapun persamaan regresinya adalah:

$$\hat{Y}_{it} = -8,74 - 0,26X_{2it} + 0,53X_{3it} - 0,11X_{6it} + 0,28X_{8it} - 0,54X_{9it} - 1,26X_{10it}$$

b. Model *Fixed Effect*

Pemodelan data jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota di Papua tahun 2019-2021 dengan pendekatan *fixed effect*. Adapun persamaan regresinya adalah:

$$\hat{Y}_{it} = \hat{\alpha}_i - 0,58X_{2it} + 0,95X_{3it} - 0,25X_{6it} + 0,02X_{8it} - 2,14X_{9it} - 2,09X_{10it}$$

c. Model *Random Effect*

Pemodelan data jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota di Papua tahun 2019-2021 dengan pendekatan *fixed effect*. Adapun persamaan regresinya adalah:

$$\hat{Y}_{it} = -4,72 - 0,30X_{2it} + 0,61X_{3it} - 0,13X_{6it} + 0,21X_{8it} - 0,90X_{9it} - 1,42X_{10it} + v_{it}$$

3.2.2. Uji Pemilihan Model Data Panel Terbaik

Pemilihan model regresi panel menggunakan Uji *Chow*, Uji *Hausman* dan Uji *Lagrange-Multiplier*. Berikut adalah hasil dari pengujian tersebut.

Tabel 3.1 Hasil Uji Pemilihan Model Data Panel Terbaik

Uji Chow	Kesimpulan	Uji Hausman	Kesimpulan
$p\text{-value} < \alpha = 0,05675 < 0,1$ dan nilai $F_{hitung} = 1,6595 > F_{tabel(0,1;28;53)} = 1,503$	Menolak H_0 . Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa model FEM lebih baik daripada CEM.	$p\text{-value} < \alpha = 0,02614 < 0,05$ dan nilai $Chi\text{-square} = 14.332 > Chi\text{-square}_{(0,05;6)} = 12.59159$	Model FEM lebih baik jika dibandingkan dengan REM.

Secara statistik berdasarkan hasil uji *Chow* dan uji *Hausman* yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa model FEM adalah model yang lebih baik daripada CEM ataupun REM.

3.2.3. Uji Simultan (Uji F)

Nilai $F_{hitung} = 4,05622 > F_{tabel(0,05;6;52)} = 2,28$ dan nilai $p\text{-value} = 0,0020788 < \alpha = 0,05$ sehingga H_0 ditolak yang artinya variabel bebas mempengaruhi variabel terikat secara simultan.

3.2.4. Uji Parsial

Tabel 3.2 Uji Parsial

Variabel	Statistik Uji	Kesimpulan
X_2	$p\text{-value} = 0,677833$	Tidak signifikan secara parsial
X_3	$p\text{-value} = 0,248063$	Tidak signifikan secara parsial
X_6	$p\text{-value} = 0,205681$	Tidak signifikan secara parsial
X_8	$p\text{-value} = 0,942689$	Tidak signifikan secara parsial
X_9	$p\text{-value} = 0,030465$	Signifikan secara parsial
X_{10}	$p\text{-value} = 0,008853$	Signifikan secara parsial

Variabel tingkat pengangguran terbuka dan variabel persentase luas wilayah berpengaruh signifikan terhadap jumlah penduduk miskin. Hal itu dikarenakan variabel tersebut memiliki nilai $p\text{-value}$ yang lebih kecil dari nilai tingkat signifikansi.

3.2.5. Koefisien Determinasi

Nilai koefisien determinan/*R-squared* sebesar 0,31881 atau 31,88% yang artinya variabel-variabel independen mampu menjelaskan jumlah penduduk miskin sebesar 31,88% dan sisanya sebesar 68.12% dijelaskan variabel lain yang tidak dimasukkan ke dalam model.

3.2.6. Asumsi Normalitas

Berdasarkan nilai p-value = 0,6561 > α maka H0 tidak ditolak atau asumsi terpenuhi, yaitu residual berdistribusi normal.

3.2.7. Uji Heteroskedastisitas

Berdasarkan nilai p-value = 0,0005187 < α maka H0 ditolak yang artinya terjadi heterogenitas spasial. Oleh sebab itu, akan menggunakan metode *Geographically Weighted Panel Regression*.

3.2.8. Uji Non-multikolinearitas

Tabel 3.3 Uji Non-multikolinearitas

Variabel	Nilai VIF
X ₂	1.082041
X ₃	1.376369
X ₆	2.125966
X ₈	2.166482
X ₉	2.050513
X ₁₀	1.221433

Dari hasil output di atas terlihat bahwa nilai VIF < 10 pada semua variabel independen. Hal ini dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi resiko multikolinearitas yang tinggi antar variabel atau model layak dalam pemodelan.

3.2.9. Autokorelasi Spasial

Tabel 3.4 Autokorelasi Spasial

Tahun	Variabel	Kesimpulan
2019	X ₂	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₃	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₆	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₈	Ada autokorelasi spasial
	X ₉	Ada autokorelasi spasial
	X ₁₀	Ada autokorelasi spasial
2020	X ₂	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₃	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₆	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₈	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₉	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₁₀	Ada autokorelasi spasial
2021	X ₂	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₃	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₆	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₈	Ada autokorelasi spasial
	X ₉	Tidak ada autokorelasi spasial
	X ₁₀	Tidak ada autokorelasi spasial

3.3 Analisis *Geographically Weighted Panel Regression*

3.3.1. Estimasi GWPR dengan Pembobot *Adaptive Kernel Gaussian* dan *Adaptive Kernel Bi-square*

Nilai estimasi parameter untuk setiap kabupaten/kota di Papua memiliki model GWPR yang berbeda-beda dan berulang tiap tahunnya. Misalkan akan dibentuk model pada Kabupaten Kota Jayapura, maka model GWPR dengan pembobot *adaptive kernel gaussian* adalah:

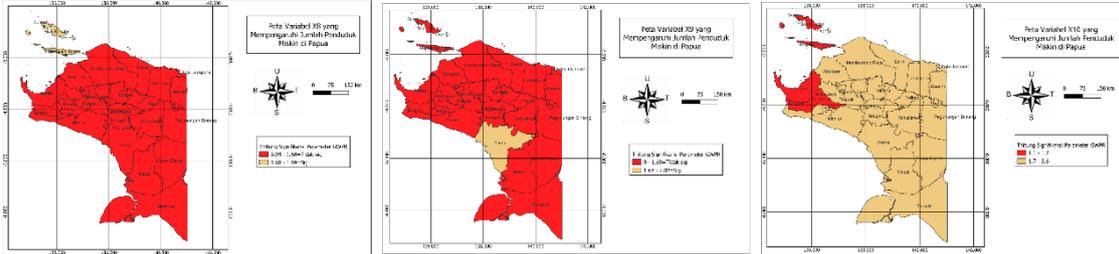
$$\hat{Y}_{(Jayapura)} = 120.987 + 0.07451X_2 - 0.7441X_3 - 0,4151X_6 - 0,0098X_8 + 0.26507X_9 - 2,7307X_{10}$$

Model model GWPR dengan pembobot *adaptive kernel bi-square* adalah:

$$\hat{Y}_{(Jayapura)} = -279,07 - 0,1572X_2 + 3,83498X_3 - 0,4502X_6 + 0,88051X_8 + 2,61117X_9 + 0,10422X_{10}$$

3.3.2. Uji Signifikansi Parameter GWPR dengan Pembobot Adaptive Kernel Gaussian

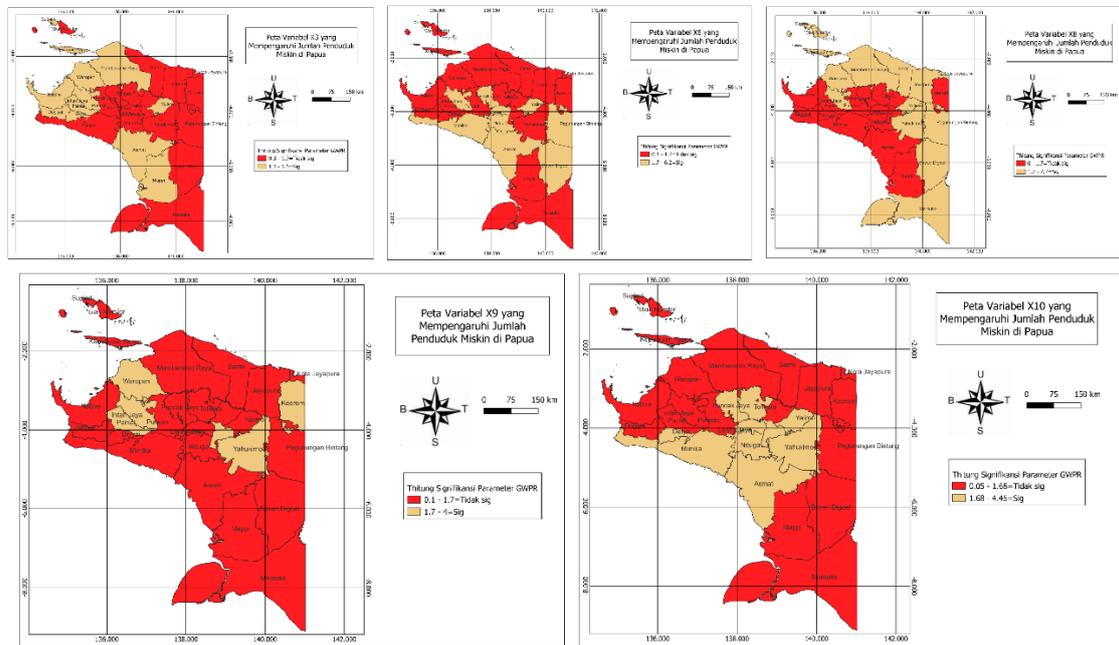
Uji parsial signifikansi parameter model GWPR dilakukan untuk mengetahui variabel apa saja yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Papua. Variabel yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin yaitu variabel tingkat partisipasi angkatan kerja (x_8), tingkat pengangguran terbuka (x_9), dan persentase luas wilayah (x_{10}).



Gambar 4.2 Peta Signifikansi Variabel dengan Adaptive Gaussian

3.3.3. Uji Signifikansi Parameter GWPR dengan Pembobot Adaptive Kernel Bi-square

Variabel yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin yaitu variabel angka harapan hidup (x_3), angka partisipasi sekolah (x_6), tingkat partisipasi angkatan kerja (x_8), tingkat pengangguran terbuka (x_9), dan persentase luas wilayah (x_{10}).



Gambar 4.2 Peta Signifikansi Variabel dengan Adaptive Bi-square

3.3.4. Uji Kecocokan Model

Nilai $F_{hitung} = 4,1471 > F_{tabel(0,05;80;42,455)} = 1,5926$ dan nilai $p-value = 1,02 \times 10^{-6} < \alpha = 0,05$ sehingga diperoleh keputusan H_0 ditolak yang artinya terdapat perbedaan signifikan antara model regresi global dengan GWPR.

3.3.5. Perbandingan Model dengan Adaptive Kernel Gaussian dan Bi-square

Nilai R^2 yang lebih besar yaitu yang dihasilkan model GWPR dengan *adaptive kernel bi-square* sebesar 79,84% dibandingkan dengan model *adaptive kernel gaussian* sebesar 44,19%. Untuk nilai AIC yang dihasilkan oleh model GWPR dengan *adaptive kernel bi-square* sebesar 666,8033 lebih kecil dibandingkan dengan model *adaptive kernel gaussian* sebesar 733.7662.

Tabel 3.5 Nilai R² di Kabupaten/kota Provinsi Papua

Kabupaten	R ² Gaussian	R ² Bi-square
Dogiyai	40.85%	43.33%
Intan Jaya	51.06%	63.56%
Deiyai	45.19%	48.56%
Kota Jayapura	42.09%	96.39%

Dapat dilihat bahwa nilai R² pada model GWPR dengan *adaptive kernel bi-square* lebih besar daripada nilai R² pada model GWPR dengan *adaptive kernel gaussian*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dengan fungsi pembobot *adaptive bi-square kernel* lebih baik digunakan untuk membentuk pemodelan jumlah penduduk miskin pada Kabupaten/kota Provinsi Papua tahun 2019-2021.

3.3.6. Interpretasi Model dan Pemilihan Model Terbaik

Tabel 3.6 Signifikansi Parameter Model dan Model Terbaik

Kabupaten	t _{hitung}				
	x ₃	x ₆	x ₈	x ₉	x ₁₀
Intan Jaya	2,662	1,788	1,905	-2,285	-0,517
Deiyai	1,896	1,325	0,047	-1,546	-1,709
Kota Jayapura	1,133	-0,462	3,281	1,441	0,049

Wilayah yang ditandai dengan huruf tebal menunjukkan model terbaik yang signifikan pada daerah tersebut. Misalkan model GWPR pada Kabupaten Intan Jaya, menjelaskan apabila angka harapan hidup (X₃) bertambah satu tahun, maka jumlah penduduk miskin akan mengalami kenaikan sebesar 3,1759 ribu jiwa dengan |t_{hitung}| = 2,662 > t_{tabel}.

4. Kesimpulan

Dari 29 kabupaten di provinsi Papua tahun 2019-2021, diketahui bahwa masing-masing variabel memiliki nilai deskriptif yang bervariasi. Kemudian, sebaran jumlah penduduk miskin di Papua cukup beragam, dimana pola penyebarannya selama tiga tahun terakhir cenderung sama, yaitu mengumpul pada kabupaten/kota tertentu dengan tingkat keragaman yang cukup besar. Model GWPR dengan fungsi pembobot *adaptive kernel bi-square* lebih baik digunakan untuk membentuk pemodelan jumlah penduduk miskin pada kabupaten/kota provinsi Papua tahun 2019-2021 terhadap faktor-faktor yang mempengaruhinya. Pemodelan GWPR yang dilakukan belum memasukkan efek waktu, sebaiknya pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan metode estimasi panel lain yang sudah memasukkan efek waktu.

Ucapan Terima Kasih

Dalam penyusunan makalah ini, banyak pihak yang telah mendukung penulis. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada seluruh dosen jurusan Statistika Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta dan pihak-pihak yang telah memberikan dukungan kepada penulis.

Daftar Pustaka

Bekti R. D., dkk. (2019). Pemodelan Spasial Area dengan R. AKPRIND Press. ISBN: 978-602-7619-86-9. Yogyakarta.

Dachi, R., dkk. (2022). Determinan Tingkat Kemiskinan di Kepulauan Nias Tahun 2011-2019: Pendekatan Regresi Spasial. Jurnal ilmiah indonesia p-ISSN: 2541-0849 e-ISSN: 2548-1398 Vol. 7, No. 2022. Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Pembangunan Nasional "Veteran". Yogyakarta.

- Irawan, R. C., dkk. (2020). Analisis Tingkat Kekumuhan pada Permukiman menggunakan Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) (Studi Kasus: Kota Surakarta, Jawa Tengah). *Jurnal Geodesi Undip*, 9(2):145–154. Semarang.
- Khatun, N. (2021). *Applications of Normality Test in Statistical Analysis*. *Open Journal of Statistics*, 11(1):113-122. Jahangirnagar University, Savar, Dhaka. Bangladesh.
- Lutfiani, N. (2017). Pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan Fungsi Pembobot *Kernel Gaussian* dan *Bi-square*. Skripsi FMIPA. Universitas Negeri Semarang. Semarang.
- Maldonado-guzman, D. J. (2020). *Annals of GIS Airbnb and Crime in Barcelona ´ (Spain): Testing the Relationship using a Geographically Weighted Regression*. *Annals of GIS*, 18(31):1–14. University of Cadiz. Cadiz. Spain.
- Marhamah, E., dan Mindrajaya, I. G. N. (2020). *Modeling Positive Covid-19 Cases in Bandung City by Means Geographically Weighted Regression*. *Commun. Math. Biol. Neurosci*, 2020(77):1–10. Department of Statistics. Universitas Padjadjaran. Bandung.
- Martha, S., dkk. (2021). Penerapan Metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) pada Kasus Kematian di Indonesia. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan: Vol 15 No. 2* Page 241-248. Universitas Tanjungpura. Pontianak.
- Nandita, A., dan Kusumawati, R. (2018). Pengaruhi Profitabilitas, *Leverage*, *Size*, dan Kebijakan Deviden terhadap Nilai Perusahaan. *Change Agent for Management Journal*, 2(2):188-199. Universitas Muhammadiyah Yogyakarta. Yogyakarta.
- Nurhuda, I., dan Jaya, I.G.N.M. (2018). Pemodelan Kriminal di Jawa Timur dengan Metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). *Jurnal Matematika “MANTIK”*, 4(2): 150-158. Universitas Padjadjaran. Bandung.
- Pratama, A., dkk. (2021). Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Model *Geographically Weighted Panel Regression*. *Jurnal Matematika dan Statistika serta Aplikasinya: Vol 9 No. 2*. Universitas Mulawarman. Samarinda.
- Priambodo, B. W. Y., dan Irhamah (2019). Pemetaan Jumlah *Property Crime* di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) dan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). *Inferensi*, 2(2):53-62. Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Surabaya.
- Rahayu, N. S. (2017). *Geographically Weighted Panel Regression* untuk Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah (Tesis). Program Magister, Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh November. Surabaya.
- Rath, S., dkk. (2020). *Prediction of New Active Cases of Coronavirus Disease (COVID-19) Pandemic using Multiple Linear Regression Model*. *Diabetes and Metabolic Syndrome: Clinical Research and Reviews*, 14(5):1467–1474. India.
- Sari, M.S.S.N. (2021). Model *Geographically Weighted Panel Regression* dengan *Fixed Effect Model* pada Penyebaran Kemiskinan di Jawa Tengah. Skripsi. Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim. Malang.
- Sinaga, J. P., dkk. (2021). *Analysis of Geographically Weighted Regression (GWR) on Retail Prices of Medium Rice and Red Chili in Java*. *Jurnal Manajemen dan Agribisnis*, 18(2):144–155. Bogor Agricultural University (SB-IPB). Bogor.
- Song, C., dkk. (2017). *Modeling Fire Occurrence at the City Scale: A Comparison between Geographically Weighted Regression and Global Linear Regression*. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(396):1–23. China, USA, dan The Netherlands
- Sriningsih, M., dkk. (2018). Penanganan Multikolinearitas dengan Menggunakan Analisis Regresi Komponen Utam pada Kasus Impor Beras di Provinsi Sulut. *Jurnal Ilmiah Sains*, 18(1):18. FMIPA Universitas Sam Ratulagi. Manado.
- TIM Badan Pusat Statistik Papua (2019). Profil Kemiskinan di Provinsi Papua Maret 2019. No. 04/01/94/Th.XII. Badan Pusat Statistik. Papua

- TIM Badan Pusat Statistik Papua (2020). Profil Kemiskinan di Provinsi Papua Maret 2020. No. 37/07/94/Th.XII. Badan Pusat Statistik. Papua
- TIM Badan Pusat Statistik Papua (2021). Profil Kemiskinan di Provinsi Papua Maret 2021. No. 39/07/94/Th.XIII. Badan Pusat Statistik. Papua
- Yacim, J. A., dan Boshoff, D. G. B. (2019). *A Comparison of Bandwidth and Kernel Function Selection in Geographically Weighted Regression for House Valuation*. *International Journal of Technology*, 10(1):58–68. Nigeria dan South Africa.