

Penerapan Metode *Geographically and Temporally Weighted Regression* pada Persentase Penduduk Miskin di Papua Tahun 2019-2020

Mila Atikah Nur Faizah *, Nur Azizah Komara Rifai

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*mila.neulansi@gmail.com, nur.azizah@unisba.ac.id

Abstract. Linear regression analysis is a method used to model the relationship between the dependent variable and the independent variable. The parameters of the resulting regression model will have the same value (global). In data that contains spatial heterogeneity, linear regression analysis is not appropriate to use because there is variation between observation locations. A suitable method is Geographically Weighted Regression (GWR). However, GWR is only limited to cross-section data. If the data used is panel data, a more appropriate method is Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR). GTWR takes into account time variability (temporal heterogeneity), so that the resulting parameters will be different for each location and time of observation. Estimating regression parameters in this method uses Weighted Least Square (WLS). This research will discuss the application of the GTWR method to the Percentage of Poor Population in Papua, with the dependent variable used being the Percentage of Poor Population, while the independent variables used are School Enrollment Rate (16-18 Years), Labor Force Participation Rate, Morbidity Rate, Ratio Gini in Papua Province in 2019-2020. The results of applying GTWR produced 58 models and grouping of significant factors to form 6 groups in 2019 and 1 group in 2020.

Keywords: *Geographically and Temporally Weighted Regression, GTWR, Percentage of Poor Population, Spatial heterogeneity, Temporal heterogeneity.*

Abstrak. Analisis regresi linear adalah metode yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Parameter model regresi yang dihasilkan akan bernilai sama (global). Pada data yang mengandung heterogenitas spasial, analisis regresi linear kurang tepat digunakan karena terdapat keragaman antar lokasi pengamatan. Metode yang cocok adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR). Namun, GWR hanya terbatas pada data cross-section. Apabila data yang digunakan adalah data panel, metode yang lebih tepat adalah *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR). GTWR ini memperhatikan adanya keragaman waktu (heterogenitas temporal), sehingga parameter yang dihasilkan akan berbeda untuk setiap lokasi dan waktu pengamatan. Pendugaan parameter regresi pada metode ini menggunakan *Weighted Least Square* (WLS). Pada penelitian ini akan membahas penerapan metode GTWR pada Persentase Penduduk Miskin di Papua, dengan variabel dependen yang digunakan adalah Persentase Penduduk Miskin, sedangkan variabel independen yang digunakan adalah Angka Partisipasi Sekolah (16-18 Tahun), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja, Angka Kesakitan, Rasio Gini di Provinsi Papua pada tahun 2019-2020. Hasil penerapan GTWR menghasilkan 58 model dan pengelompokan faktor-faktor yang signifikan membentuk 6 kelompok pada tahun 2019 dan 1 kelompok pada tahun 2020.

Kata Kunci: *Geographically and Temporally Weighted Regression, GTWR, Heterogenitas spasial, Heterogenitas temporal, Persentase Penduduk Miskin.*

A. Pendahuluan

Analisis regresi linear didefinisikan sebagai metode yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Metode estimasi yang paling umum digunakan dalam regresi linear adalah *Ordinary Least Square* (OLS) yang akan menghasilkan parameter model regresi yang berlaku secara global (bernilai sama). Namun, analisis regresi linear dengan OLS ini kurang tepat digunakan untuk data yang dipengaruhi oleh efek spasial (data spasial) [2].

Efek spasial pada data terdiri dari dua jenis, yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial. Dependensi spasial terjadi karena pengamatan antar lokasi saling bergantung, sedangkan heterogenitas spasial terjadi akibat adanya efek lokasi random, yaitu perbedaan antar lokasi [12]. Penanganan yang dilakukan untuk masalah heterogenitas spasial, salah satunya dengan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR). Namun, GWR terbatas hanya dapat digunakan pada data *cross-section*, sedangkan untuk data panel metode yang lebih cocok adalah *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR) yang memiliki kelebihan yaitu memperhatikan adanya perbedaan dalam karakteristik waktu (heterogenitas temporal) [5]. Perbedaan metode GTWR dengan GWR adalah metode ini menghasilkan parameter model regresi yang bersifat lokal untuk setiap lokasi serta waktu pengamatan [1].

Kemiskinan menjadi persoalan mendasar yang membutuhkan perhatian dari pemerintah di negara manapun. Kemiskinan bukan hanya berkaitan dengan jumlah penduduk miskin, tetapi juga persentase penduduk miskin [6]. Dilansir dari data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2020, provinsi dengan persentase penduduk miskin tertinggi adalah Papua yaitu sebesar 26,64% yang mana angka ini merujuk pada jumlah penduduk yang hidup dalam kemiskinan melebihi seperempat jumlah penduduk di Papua [2]. Hal ini disebabkan karena kurangnya pemanfaatan sumber daya alam untuk kesejahteraan masyarakat [9]. Faktor lainnya yang memengaruhi terdapat juga pada pendidikan, kesehatan serta pendapatan [6].

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, penulis tertarik untuk meneliti faktor-faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Papua pada tahun 2019-2020 menggunakan metode GTWR [3].

B. Metodologi Penelitian

Pengujian Heterogenitas Spasial

Letak geografis yang berbeda akan menyebabkan terjadinya variasi-variasi permasalahan yang terdapat di setiap lokasi. Variasi tersebut terjadi karena adanya perbedaan karakteristik pada suatu lokasi yang mengakibatkan terjadi keragaman spasial atau heterogenitas spasial [4]. Regresi dengan OLS tidak tepat digunakan karena parameter regresi yang dihasilkan bersifat global atau menggunakan satu persamaan untuk seluruh lokasi, padahal terdapat heterogenitas secara spasial [13]. Adapun uji heterogenitas spasial yang digunakan dalam penelitian ini adalah uji *Breusch-Pagan*.

Pengecekan Heterogenitas Temporal

Heterogenitas temporal terjadi akibat adanya keragaman waktu. Untuk melihat ada atau tidaknya bisa menggunakan visualisasi dari *boxplot*. Pada visualisasi *boxplot* akan terlihat perbedaan nilai setiap tahunnya yang ditunjukkan dari lebar *boxplot*, seperti terdapat pola peningkatan maupun penurunan pada *boxplot*, ataupun adanya *outlier* pada *boxplot* [10].

Geographically Weighted and Temporally Regression

Metode GTWR merupakan pendekatan yang efektif untuk mengatasi masalah heterogenitas spasial dan temporal [3]. Metode GTWR merupakan pengembangan dari metode GWR dengan penambahan informasi temporal (waktu). Model GTWR untuk p variabel independen dengan variabel dependen Y_i pada lokasi dan waktu (u_i, v_i, t_i) untuk setiap pengamatan dapat ditunjukkan sebagai berikut:

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

Tidak berbeda dengan model GWR, pada model GTWR metode estimasi parameter yang digunakan adalah *Weighted Least Square* (WLS). Sehingga, bentuk persamaan untuk

menaksir parameter pada GTWR dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i) = (X^T W(u_i, v_i, t_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i, t_i) Y \quad (2)$$

$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$ merupakan vektor dari parameter yang diestimasi pada lokasi dan waktu pengamatan ke- i berukuran $(p + 1) \times 1$, dengan matriks pembobot

$$W(u_i, v_i, t_i) = \begin{bmatrix} w_1(u_i, v_i, t_i) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2(u_i, v_i, t_i) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_n(u_i, v_i, t_i) \end{bmatrix}$$

$W(u_i, v_i, t_i)$ merupakan matriks diagonal yang menunjukkan pembobot yang bervariasi dari setiap prediksi parameter pada lokasi dan waktu pengamatan ke- i berukuran $n \times n$ dan elemen-elemen di luar diagonal bernilai 0.

Bandwidth

Metode yang digunakan untuk pemilihan *bandwidth* optimum, salah satunya adalah *Cross Validation* (CV). Nilai *bandwidth* yang optimum diperoleh dari h_S yang menghasilkan CV yang minimum. Berikut adalah rumus yang digunakan:

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h_S))^2 \quad (3)$$

Fungsi Jarak dan Pembobot Spasial-Temporal

Pembobot memiliki peran penting dalam pemodelan data spasial karena nilai pembobotan mewakili setiap lokasi yang diamati [11]. Pembobot spasial memerlukan informasi mengenai lokasi pengamatan yang diwakili oleh titik koordinat, seperti koordinat lintang (*latitude*) dan bujur (*longitude*).

Setiap elemen diagonal dari $W(u_i, v_i, t_i)$ adalah fungsi berbobot kernel. Kernel adalah fungsi *bandwidth* dimana *bandwidth* ini berfungsi sebagai pengontrol lebar kernel.

Fungsi jarak spasial-temporal (d^{ST}) adalah kombinasi dari fungsi jarak spasial (d^S) dan fungsi jarak temporal (d^T), persamaannya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(d^{ST})^2 = \lambda(d^S)^2 + \mu(d^T)^2 \quad (4)$$

dimana λ dan μ digunakan sebagai parameter penyeimbang antara pengaruh lokasi dan waktu terhadap pengukuran jarak spasial-temporal. Menurut [5], Persamaan (5) disubstitusikan ke dalam fungsi jarak *Euclidean* sebagai berikut:

$$(d_{ij}^{ST})^2 = \lambda(d_{ij}^S)^2 + \mu(d_{ij}^T)^2 \quad (6)$$

dimana

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

$$(d_{ij}^T)^2 = (t_i - t_j)^2 \quad (8)$$

maka

$$(d_{ij}^{ST})^2 = \lambda[(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2] + \mu[(t_i - t_j)^2] \quad (9)$$

Selanjutnya, diketahui fungsi pembobot *fixed gaussian kernel* sebagai berikut:

$$w_{ij}^{ST} = w_{j(u_i, v_i, t_i)} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}^{ST}}{h_{ST}}\right)^2\right\} \quad (10)$$

Menurut [5], dengan mensubstitusikan Persamaan (9) ke Persamaan (10) maka akan diperoleh:

$$\begin{aligned} w_{ij}^{ST} &= \exp\left\{-\left(\frac{\lambda[(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2] + \mu[(t_i - t_j)^2]}{h_{ST}^2}\right)\right\} \\ &= \exp\left\{-\left(\frac{[(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2]}{h_S^2} + \frac{[(t_i - t_j)^2]}{h_T^2}\right)\right\} \\ &= \exp\left\{-\left(\frac{(d_{ij}^S)^2}{h_S^2} + \frac{(d_{ij}^T)^2}{h_T^2}\right)\right\} \\ &= \exp\left\{-\left(\frac{(d_{ij}^S)^2}{h_S^2}\right)\right\} \times \exp\left\{-\left(\frac{(d_{ij}^T)^2}{h_T^2}\right)\right\} \end{aligned}$$

$$= w_{ij}^S \times w_{ij}^T$$

dimana

$$h_S^2 = \frac{h_{ST}^2}{\lambda}; h_T^2 = \frac{h_{ST}^2}{\mu}$$

Sehingga, perhitungan *bandwidth* spasial-temporal adalah sebagai berikut:

$$h_{ST} = \sqrt{h_S^2 \times \lambda} \tag{11}$$

Adapun dimisalkan τ adalah parameter rasio dari $\tau = \frac{\mu}{\lambda}$. Secara teori, jika tidak terdapat perbedaan temporal, maka parameter $\mu \neq 0$ dan jika tidak terdapat perbedaan spasial, maka parameter $\lambda \neq 0$ [5]. Persamaan (10) dapat dibagi dengan λ untuk memunculkan parameter τ sehingga dapat ditulis sebagai berikut:

$$\frac{(d_{ij}^{ST})^2}{\lambda} = \frac{\lambda[(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2] + \mu[(t_i - t_j)^2]}{\lambda}$$

$$\frac{(d_{ij}^{ST})^2}{\lambda} = [(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2] + \tau[(t_i - t_j)^2]; i \neq j \tag{12}$$

Parameter τ berguna untuk menyeimbangkan pengaruh jarak temporal terhadap jarak spasial. Parameter didapatkan dari metode R^2 yang optimum dengan metode iteratif melalui inialisasi nilai τ awal. Selanjutnya, estimasi parameter μ dan λ bisa didapatkan dengan metode iteratif berdasarkan hasil estimasi τ yang menghasilkan R^2 yang optimum [5]. R^2 optimum ditentukan dengan nilai R^2 yang mulai konstan. Penentuan *bandwidth* spasial-temporal dapat diinisiasi dengan menggunakan *bandwidth* spasial yang ditentukan peneliti dengan *trial-error* [7].

Pengujian Kesesuaian Model GTWR

Berikut adalah langkah-langkah pengujiannya:

1. $H_0: \beta_k(u_i, v_i, t_i) = \beta_k; k = 1, 2, \dots, p$ (tidak ada perbedaan signifikan antara model regresi linear dengan model GTWR)
 $H_1: \text{minimal ada satu } \beta_k(u_i, v_i, t_i) = \beta_k; k = 1, 2, \dots, p$ (terdapat perbedaan signifikan antara model regresi linear dengan model GTWR)
2. Statistik Uji

SSE untuk H_0 dan H_1 dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\epsilon}^T \hat{\epsilon} = (\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}})^T (\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}) = \mathbf{Y}^T \mathbf{R}_z \mathbf{Y}$$

dimana $\mathbf{R}_z = (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z)^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_z)$ dengan dimisalkan $z = 0$ untuk metode OLS dan $z = 1$ untuk metode GTWR.

Sehingga akan diperoleh statistik uji sebagai berikut [1]:

$$F = \frac{\frac{SSE(H_0) - SSE(H_1)}{v}}{\frac{SSE(H_1)}{\delta}} = \left[\frac{\mathbf{Y}^T \mathbf{R}_0 \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{Y}}{v} \right] \left[\frac{\mathbf{Y}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{Y}}{\delta} \right]^{-1} \tag{13}$$

dimana $v = tr(\mathbf{R}_0 - \mathbf{R}_1)$ dan $\delta = tr(\mathbf{R}_1)$; $\mathbf{R}_0 = (\mathbf{I} - \mathbf{S}_0)^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_0)$; $\mathbf{R}_1 = (\mathbf{I} - \mathbf{S}_1)^T (\mathbf{I} - \mathbf{S}_1)$; $\mathbf{S}_0 = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$

$$\mathbf{S}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 [\mathbf{X}_1^T \mathbf{W}(u_1, v_1, t_1) \mathbf{X}_1]^{-1} \mathbf{X}_1^T \mathbf{W}(u_1, v_1, t_1) \\ \mathbf{X}_2 [\mathbf{X}_2^T \mathbf{W}(u_2, v_2, t_2) \mathbf{X}_2]^{-1} \mathbf{X}_2^T \mathbf{W}(u_2, v_2, t_2) \\ \vdots \\ \mathbf{X}_n [\mathbf{X}_n^T \mathbf{W}(u_n, v_n, t_n) \mathbf{X}_n]^{-1} \mathbf{X}_n^T \mathbf{W}(u_n, v_n, t_n) \end{bmatrix}$$

Statistik uji F ini akan mengikuti distribusi F dengan derajat bebas $df_1 = \frac{v^2}{v'}$; $df_2 = \frac{\delta^2}{\delta'}$ dengan $v' = tr((\mathbf{R}_0 - \mathbf{R}_1)^2)$ dan $\delta' = tr(\mathbf{R}_1^2)$.

3. Kriteria Uji
 Jika $F > F_{(\alpha; df_1; df_2)}$ maka H_0 ditolak yang artinya model layak digunakan atau terdapat perbedaan signifikan antara model regresi linear dengan model GTWR.

Pengujian Parameter Model GTWR

Berikut adalah langkah-langkah pengujiannya:

1. Hipotesis

$H_0: \beta_k(u_i, v_i, t_i) = 0; k = 1, 2, \dots, p$ (variabel independen (X_k) tidak berpengaruh terhadap variabel dependen (Y))

$H_1: \beta_k(u_i, v_i, t_i) \neq 0; k = 1, 2, \dots, p$ (variabel independen (X_k) berpengaruh terhadap variabel dependen (Y))

2. Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i, t_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{C_{kk}}} \quad (14)$$

dimana C_{kk} adalah Elemen diagonal ke-k dari matriks CC^T

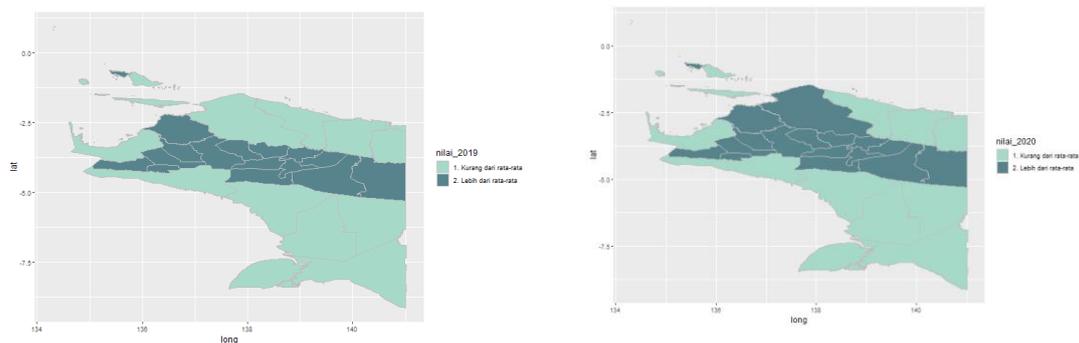
$$C = [X^T W(u_i, v_i, t_i) X]^{-1} X^T W(u_i, v_i, t_i); \hat{\sigma}^2 = \frac{Y(1-S_1)^T(1-S_1)Y}{tr[(I-S_1)^T(1-S_1)]}$$

3. Kriteria Uji

Jika $p - value < \alpha$ atau $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, df_2)}$ maka H_0 ditolak yang artinya variabel independen (X_k) berpengaruh terhadap variabel dependen (Y).

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Eksplorasi Data



Gambar 1. Peta Persentase Penduduk Miskin di Papua Tahun 2019 dan 2020

Gambar 1 menunjukkan bahwa peta persentase penduduk miskin yang memiliki nilai lebih dari rata-rata diberi warna biru tua dan yang kurang dari rata-rata diberi warna biru muda. Pada tahun 2019, terdapat 16 Kabupaten/Kota di Papua yang memiliki persentase penduduk miskin lebih dari rata-rata dan sisanya 13 Kabupaten/Kota memiliki persentase penduduk miskin kurang dari rata-rata. Pada tahun 2020, terdapat 17 Kabupaten/Kota melebihi rata-rata dan sisanya 12 Kabupaten/Kota kurang dari rata-rata. Artinya, persentase penduduk miskin Kabupaten/Kota di Papua cenderung lebih dari rata-rata.

Analisis Regresi Linear Berganda

Setelah dilakukan transformasi pada data maka didapat model regresi log-linear sebagai berikut:

$$\log(Y) = 3,74438 - 0,50564 \log(X_1) + 0,28332 \log(X_2) - 0,10368 \log(X_3) - 0,53513 \log(X_4)$$

Pengujian Signifikan Penduga Parameter Regresi Linear Secara Simultan dan Parsial

Hasil pengujian simultan menunjukkan bahwa nilai $p - value = 4,294e^{-06} < \alpha = 0,05$ dan nilai $F_{hitung} = 9,977 > F_{(0,05;4;53)} = 2,546273$ maka diambil keputusan H_0 ditolak yang artinya variabel angka partisipasi sekolah (16-18 tahun), tingkat partisipasi angkatan kerja, angka kesakitan dan rasio gini yang berpengaruh terhadap variabel persentase penduduk miskin secara simultan.

Tabel 1. Hasil Uji t

Variabel	t_{hitung}	$p - value$	Keputusan	Kesimpulan
X_1	-3,589	0,000726	H_0 ditolak	Siginifikan
X_2	0,999	0,322221	H_0 diterima	Tidak Siginifikan
X_3	-2,132	0,037680	H_0 ditolak	Siginifikan
X_4	-2,373	0,02131	H_0 ditolak	Siginifikan

H_0 ditolak apabila $p - value < \alpha = 0,05$ atau $|t_{hitung}| \geq t_{(0,025;53)} = 2,005746$. Hasil pengujian parsial yang disajikan dalam Tabel 2 menunjukkan bahwa variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap variabel persentase penduduk miskin adalah $X_1, X_3,$ dan X_4 . Pada penelitian ini variabel X_2 akan tetap dipertahankan dengan pendugaan bahwa bisa saja sebenarnya variabel-variabel tersebut tidak berpengaruh secara global melainkan berpengaruh secara lokal.

Pengujian Asumsi Klasik

1. Uji Normalitas
 Hasil uji Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) diperoleh nilai $p - value = 0,5676 > \alpha = 0,05$ atau $D_{hitung} = 0,075371 \leq D_{(0,05;58)} = 0,177264$, sehingga H_0 diterima yang artinya dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal.
2. Uji Autokorelasi
 Hasil uji *Durbin -Watson* didapatkan nilai $p - value = 0,1013$ atau nilai $DW = 1,7015$. Berdasarkan tabel uji *Durbin -Watson* untuk jumlah pengamatan sebanyak 58 dan variabel independen sebanyak 4, diperoleh nilai $dL = 1,46918$ dan $dU = 1,68598$. Keputusan yang dapat diambil adalah H_0 diterima, dikarenakan $p - value = 0,1013 > \alpha = 0,05$ atau $dU = 1,68598 < DW = 1,7015 < 4 - dU = 2,31402$, yang artinya tidak terdapat autokorelasi pada residual.
3. Uji Multikolinearitas
 VIF untuk setiap variabel independen disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 2. Hasil Uji Multikolinearitas

Variabel	VIF
Angka partisipasi sekolah (16-18 tahun) (X_1)	1,357427
Tingkat partisipasi angkatan kerja (X_2)	1,350234
Angka kesakitan (X_3)	1,034156
Rasio gini (X_4)	1,019625

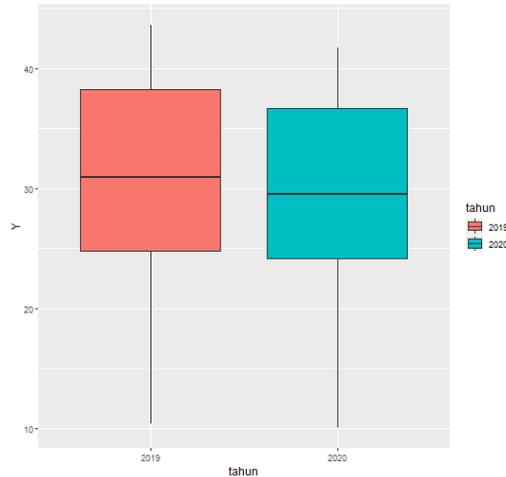
Pada Tabel 2 diperoleh nilai VIF yang dihasilkan untuk setiap variabel independen kurang dari 10, sehingga dapat diputuskan bahwa H_0 diterima yang artinya tidak terdapat multikolinearitas.

4. Uji Heterokedastisitas
 Hasil pengujian heteroskedastisitas dengan uji *Glejser* diperoleh nilai $p - value = 0,000760 < \alpha = 0,05$ dan $F_{hitung} = 19,1 > F_{(0,05;4;53)} = 2,546273$ sehingga H_0 ditolak yang artinya dapat disimpulkan bahwa minimal ada satu σ_k^2 yang tidak sama dengan σ^2 sehingga terdapat heteroskedastisitas.

Uji Heterogenitas Spasial

Hasil uji *Breusch-Pagan* diperoleh nilai $p - value = 0,008059 < \alpha = 0,05$ $BP = 13,772 > \chi^2_{(0,05;4)} = 9,4877$ sehingga H_0 ditolak yang artinya dapat disimpulkan bahwa minimal ada satu σ_k^2 yang tidak sama dengan σ^2 sehingga terdapat heterogenitas spasial.

Pengecekan Heterogenitas Teporal

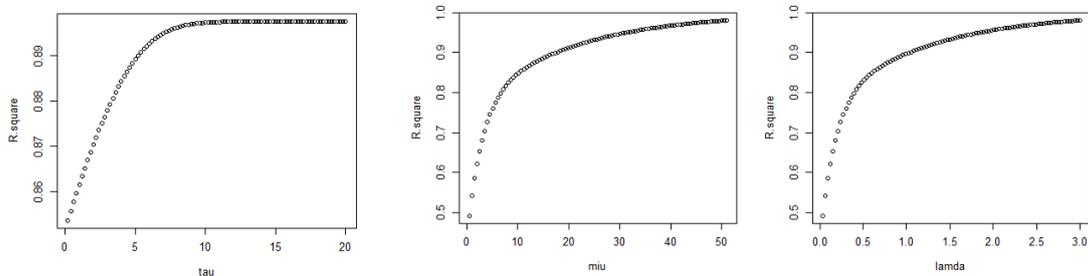


Gambar 2. Boxplot Heterogenitas Temporal

Berdasarkan Gambar 2 secara visual pada tahun 2020 sebaran data sedikit lebih menjulur ke arah kiri dibandingkan tahun 2019. Selain itu, pada tahun 2020 garis median terlihat lebih bawah dibandingkan 2020. Penurunan pada *boxplot* dari 2019 ke 2020 juga dapat mengindikasikan adanya perbedaan persentase penduduk miskin dari waktu ke waktu.

Geographically and Temporally Weighted Regression

Sebelum pemodelan GTWR, dilakukan estimasi pada parameter τ dengan metode iteratif sebanyak 100 kali. Nilai awal untuk iterasi pada penelitian ini adalah 0,2 dengan nilai *bandwidth* spasial (h_s) yang optimum sebesar 1,072116 dengan CV sebesar 4,201468. Hasil *bandwidth* spasial ini ditentukan berdasarkan nilai CV yang minimum dari beberapa kali proses estimasi.



Gambar 3. Hasil iterasi τ , μ dan λ

Hasil menunjukkan bahwa parameter τ yang optimum adalah 17 dengan R^2 sebesar 0,897693. Selanjutnya dilakukan proses estimasi untuk parameter μ dan λ secara iteratif sebanyak 100 kali dengan nilai awal 0,51 dan 0,03. nilai parameter μ yang optimum adalah 49,98 dan parameter λ yang optimum adalah 2,94 dengan R^2 sebesar 0,9802885. Setelah mendapatkan nilai parameter μ dan λ yang optimum maka diperoleh nilai *bandwidth* spasial-temporal (h_{st}) sebesar 1,838296. Setelah itu dilanjutkan menghitung matriks pembobot fixed gaussian (w_{ij}^{ST}) untuk pemodelan GTWR.

Estimasi parameter model GTWR dilakukan menggunakan metode WLS. Pemodelan dengan fungsi kernel *fixed gaussian* ini menghasilkan 58 model. Berikut adalah persamaan model GTWR untuk salah satu lokasi Kabupaten Merauke tahun 2019 dan 2020:

$$\begin{aligned} \log(Y_{Kab.Merauke;2019}) &= -1,22633 - 1,16325 \log(X_1) + 2,32184 \log(X_2) \\ &\quad - 0,36187 \log(X_3) + 0,30115 \log(X_4) \\ \log(Y_{Kab.Merauke;2020}) &= 8,51909 - 1,26452 \log(X_1) - 0,11119 \log(X_2) \\ &\quad + 0,08459 \log(X_3) + 0,41838 \log(X_4) \end{aligned}$$

Berdasarkan kedua model diatas dapat diketahui bahwa perbedaan nilai parameter pada satu lokasi mengindikasikan efek heterogenitas temporal berpengaruh pada pemodelan. Misalnya pada tahun 2019, nilai β_2 positif yang mengartikan kenaikan tingkat partisipasi angkatan kerja (X_2) dapat meningkatkan persentase penduduk miskin, sedangkan pada tahun 2020 nilai β_2 negatif yang mengartikan kenaikan tingkat partisipasi angkatan kerja (X_2) dapat menurunkan persentase penduduk miskin.

Koefisien determinasi yang dihasilkan dengan memasukkan 4 variabel independen adalah 89,77% yang berarti 89,77% keragaman persentase penduduk miskin bisa dijelaskan oleh keragaman variabel angka partisipasi sekolah (16-18 tahun), tingkat partisipasi angkatan kerja, ketimpangan pendapatan, dan angka kesakitan. Sedangkan 10,23% dijelaskan oleh sebab-sebab lain.

Pengujian Kesesuaian Model GTWR

Hasil pengujian kesesuaian model diperoleh $F_{hitung} = 2,660056 > F_{0,05;52,38953;42.73815} = 0,6203261$ yang artinya terdapat perbedaan signifikan antara model regresi linear dengan model GTWR.

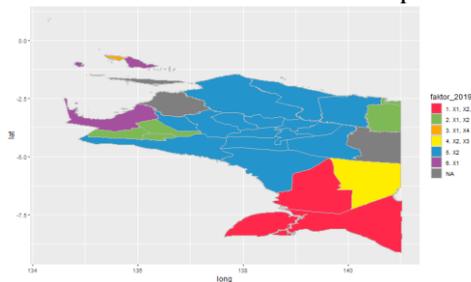
Pengujian Parameter Model GTWR

Hasil nilai t_{hitung} akan dilihat untuk dibandingkan dengan $t_{tabel} = 2,01705$. Nilai statistik uji t untuk model GTWR.

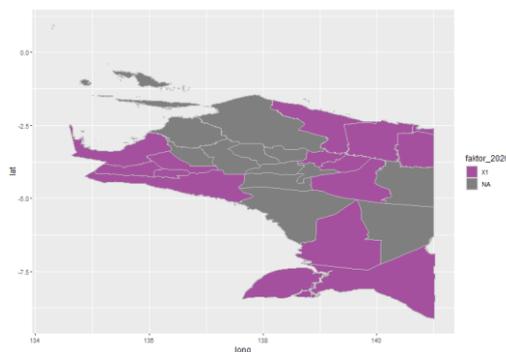
Tabel 3. Hasil Pengelompokkan Variabel yang Signifikan

Tahun	Kabupaten/Kota	Variabel Signifikan
2019	Kab.Merauke, Kab.Mappi	X_1, X_2, X_3
	Kab.Paniai, Kab.Dogiyai, Kab.Deiyai, Kota Jayapura, Kab.Keerom	X_1, X_2
	Kab.Supiori	X_1, X_4
	Kab.Boven Digoel	X_2, X_3
	Kab.Nabire, Kab.Biak Numfor	X_1
	Kab.Jayawijaya, Kab.Jayapura, Kab.Puncak Jaya, Kab.Mimika, Kab.Asmat, Kab.Yahukimo, Kab.Tolikara, Kab.Sarmi, Kab.Mamberamo Raya, Kab.Nduga, Kab.Lanny Jaya, Kab.Mamberamo Tengah, Kab.Yalimo, Kab.Puncak, Kab.Intan Jaya	X_2
2020	Kab.Merauke, Kab.Jayapura, Kab.Nabire, Kab.Paniai, Kab.Mimika, Kab.Mappi, Kab.Yahukimo, Kab.Sarmi, Kab.Keerom, Kab.Mamberamo Tengah, Kab.Yalimo, Kab.Dogiyai, Kab.Deiyai, Kota Jayapura	X_1

Tabel 3 adalah hasil pengelompokkan berdasarkan variabel yang signifikan terhadap persentase penduduk miskin untuk setiap Kabupaten/Kota setiap tahunnya. Pada tahun 2019, terdapat 6 kelompok dan pada tahun 2020 terbentuk 1 kelompok.



Gambar 4. Peta Tematik Variabel yang Signifikan Tahun 2019



Gambar 5. Peta Tematik Variabel yang Signifikan Tahun 2020

Berdasarkan Gambar 4 dan Gambar 5 dapat dilihat bahwa warna yang sama akan menunjukkan Kabupaten/Kota tersebut berada dalam satu kelompok dimana memiliki variabel independen yang berpengaruh signifikan yang sama. Pada tahun 2019, faktor yang berpengaruh signifikan pada provinsi Papua lebih beragam untuk setiap Kabupaten/Kota dibandingkan tahun 2020.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Berdasarkan pemetaan, pada tahun 2019 dan 2020 persentase penduduk miskin Kabupaten/Kota di Papua cenderung melebihi rata-rata.
2. Model yang terbentuk dengan menggunakan metode GTWR dengan fungsi pembobot kernel *fixed gaussian* berbeda untuk setiap Kabupaten/Kota di Papua dikarenakan estimasi parameter berlaku secara lokal (berbeda-beda) sehingga terbentuk 58 model.
3. Pemetaan faktor-faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Papua menggunakan fungsi pembobot kernel *fixed gaussian* ini membentuk 6 kelompok pada tahun 2019 dan 1 kelompok pada tahun 2020.

Acknowledge

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam membantu penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Brunson, C., Fotheringham, A. S., & Charlton, M. (1999). *Some Notes on Parametric Significance Tests for Geographically Weighted Regression*. *Journal of Regional Science*, 39(3), 497–524.
- [2] Caraka, R. E., & Yasin, H. (2017). *Geographically Weighted Regression (GWR) Sebuah Pendekatan Regresi Geografis*. (Edisi Pertama). Yogyakarta: Mobius.
- [3] Debatara, N. N., Kusnandar, D., & Mahalalita, R. (2019). *Penerapan Model Geographically and Temporally Weighted Regression Pada Kecelakaan Lalu Lintas*. *Jurnal Siger Matematika*, 2(1), 19–24.
- [4] Djalihu, H., Djuraidah, A., & Soleh, A. M. (2012). *Model Autoregressif Terboboti Geografis dan Temporal untuk Memodelkan Tingkat Kemiskinan di Pulau Jawa Tahun 2012-2018*. *Seminar Sekolah Pascasarjana Institut Pertanian Bogor*, 1–10.
- [5] Huang, B., Wu, B., & Barry, M. (2010). *Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices*. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(3), 383–401. <https://doi.org/10.1080/13658810802672469>.
- [6] Kevin, A. V., Bhinadi, A., & Syari'udin, A. (2022). *Pengaruh PDRB, Angka Harapan Hidup, dan Rata-rata Lama Sekolah Terhadap Kemiskinan di Kabupaten/Kota Provinsi*

- Jawa Tengah Tahun 2013-2021. *SIBATIK JOURNAL: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, Dan Pendidikan*, 1(12), 2959–2968. <https://doi.org/10.54443/sibatik.v1i12.482>
- [7] Laksana, S. E. A. (2018). *Pemodelan Kebakaran Hutan di Provinsi Riau dengan Metode Geographically-Temporally Weighted Regression*.
- [8] Lu, B., Charlton, M., & Fotheringham, A. S. (2011). *Geographically Weighted Regression using a non-Euclidean distance metric with a study on London house price data*. *Procedia Environmental Sciences*, 7, 92–97. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.07.017>.
- [9] Purba, N. S., & Soleman, L. A. (2020). *Spatial Analysis of Factors Affecting Poverty in Papua Province in 2019*. *Prosiding SENANTIAS 2020*, 1(1), 71–80.
- [10] Sholihin, M., Soleh, A. M., & Djuraidah, A. (2017). *Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) for Modeling Economic Growth using R*. *IJCSN-International Journal of Computer Science and Network*, 6(6), 800–805. www.IJCSN.orgImpactFactor:1.5800
- [11] Soemartojo, S. M., Ghaisani, R. D., Siswantining, T., Shahab, M. R., & Ariyanto, M. M. (2018). *Parameter estimation of geographically weighted regression (GWR) model using weighted least square and its application*. *AIP Conference Proceedings, 2014*, 1–11. <https://doi.org/10.1063/1.5054485>.
- [12] Yasin, H., Warsito, B., & Rachman Hakim, A. (2020). *Regresi Spasial (Aplikasi dengan R)*. Ponorogo: WADE Group.
- [13] Yuhan, R. J., Raja, J., Sitorus, H., Tinggi, S., & Statistik, I. (2017). *Geographically Weighted Regression pada Karakteristik Penduduk Hampir Miskin di Kabupaten/Kota Pulau Jawa*. *Jurnal Ilmiah WIDYA Eksakta*, 1(1), 41–47.
- [14] E. Firdayanti, D. 1*, and N. Hajarisman, “Penanganan Data Hilang pada Pemodelan Persamaan Terstruktur melalui Metode Full Information Maximum Likelihood (FIML),” vol. 1, no. 1, pp. 11–18, 2023, doi: 10.29313/datamath.v1i1.10.
- [15] Fatmawati and N. A. K. Rifai, “Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Menggunakan Support Vector Machine dengan Algoritma Grid Search Cross-validation,” *Jurnal Riset Statistika*, pp. 79–86, Jul. 2023, doi: 10.29313/jrs.v3i1.1945.
- [16] A. P. Asti and Sutawanir Darwis, “Deteksi Kerusakan Bearing Menggunakan Komponen Utama Kernel,” *Jurnal Riset Statistika*, pp. 19–26, Jul. 2023, doi: 10.29313/jrs.v3i1.1771.
- [17] B. Huang, B. Wu, and M. Barry, “Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices,” *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 24, no. 3, pp. 383–401, Mar. 2010, doi: 10.1080/13658810802672469.