

Pemodelan Data IPM Papua Dengan Regresi Terboboti Geografis

Fransiska Atrik Halim^{1)*}, Gunardi²⁾

¹Pendidikan Matematika Universitas Nusa Cendana – Jl. Adisucipto Penfui, Kupang, NTT, Indonesia

²Departemen Matematika Universitas Gadjah Mada – Sekip Utara BLS 21 Yogyakarta, Indonesia

*Penulis Korespondensi : email: fransiska.atrik.halim@staf.undana.ac.id

Diterima: 30 Januari 2023, Direvisi: 8 Maret 2023, Disetujui: 14 Maret 2023.

Abstract

Human Development Index (HDI) is the main index to improve the quality of life of the community by referring to several components, namely health, education, and income. In 2019, Papua still occupies the first position with the lowest HDI value of 60.84 with the Nduga regency occupying the lowest position having an HDI of 30.75. The differences in the HDI between regencies/cities in the province of Papua certainly require different handling to increase the HDI in the following year so that it is right on target. Geographically weighted regression (GWR) is used as a method to model HDI data that contains spatial heterogeneity. The purpose of this study is to apply the GWR to model the 2019 Papua HDI data and determine the factors that influence HDI in each regency/city in Papua in 2019. The results of the analysis show that (1) the best weighting function is a fixed Gaussian weighting function with the AIC value is 156.0371 and the bandwidth value is 2.112496, (2) the results of the model fit test show $F=1.1186 < F_{table}=1.721695$ so it is clear that the GWR model is better at modeling the 2019 Papua HDI data than the global model, (3) the factors affecting the HDI in Papua in 2019 differ in each region, where the HDI in 25 of the 29 regencies/cities in Papua is influenced by the variable high school participation rates and per capita expenditure and in 4 other regions is influenced by the variable percentage of the poor population, high school participation rates, and per capita expenditure.

Keywords: GWR, Weighting Function, HDI, Papua.

Abstrak

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indeks utama dalam upaya meningkatkan kualitas hidup masyarakat dengan merujuk beberapa komponen yaitu kesehatan, pendidikan, dan pendapatan. Pada tahun 2019, Papua masih menempati posisi pertama dengan nilai IPM terendah yakni 60,84 dengan kabupaten Nduga menempati posisi terendah memiliki IPM sebesar 30,75. Perbedaan IPM antara kabupaten/kota yang ada di provinsi Papua tentu memerlukan penanganan yang berbeda pula guna meningkatkan IPM pada tahun berikutnya agar tepat sasaran. Regresi terboboti geografis (RTG) digunakan sebagai metode untuk memodelkan data IPM yang mengandung heterogenitas spasial. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan RTG untuk memodelkan data IPM Papua tahun 2019 dan menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di setiap kabupaten/kota di Papua tahun 2019. Hasil analisis menunjukkan bahwa (1) fungsi pembobot terbaik yaitu fungsi pembobot fixed Gaussian dengan nilai AIC 156,0371 dan nilai bandwidth-nya 2,112496, (2) hasil dari uji kesesuaian model menunjukkan $F=1,1186 < F_{tabel}=1,721695$ sehingga jelas bahwa model RTG lebih baik dalam memodelkan data IPM Papua 2019 dibanding model global, (3) faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Papua tahun 2019 berbeda pada masing-masing wilayahnya, yakni IPM di 25 dari 29 kabupaten/kota di Papua dipengaruhi oleh variabel angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat dan pengeluaran per kapita dan pada 4 daerah lainnya disebabkan oleh variabel persentase penduduk miskin, angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat, dan pengeluaran perkapita.

Kata Kunci: RTG, Fungsi Pembobot, IPM, Papua.

1. PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan salah satu analisis statistika yang digunakan untuk menentukan hubungan antara variabel independen (prediktor) dengan variabel dependen (respon). Salah satu

jenis regresi yang populer saat ini adalah regresi linear. Ada dua metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi koefisien dari regresi yakni *Ordinary Least Square* dan *Weighted Least Square* sehingga menghasilkan estimator yang bersifat *best linear unbiased estimators* (BLUE) atau estimator linear tak bias yang terbaik. Untuk menghasilkan estimator yang bersifat BLUE dari regresi linear, perlu dipenuhi beberapa asumsi yakni normalitas, homoskedastisitas, dan non-multikolinearitas. Terkadang dalam penerapan analisis regresi linear, data yang dipakai oleh peneliti mengandung heterogenitas spasial. Hal ini tidak bisa diabaikan dalam membentuk model regresi, karena akan menghasilkan ragam yang besar sehingga menyebabkan hasil dari uji hipotesis yang dikerjakan tidak baik [1]. Untuk mengatasi heterogenitas spasial dapat digunakan salah satu model yakni model regresi terboboti geografis (RTG).

Model RTG adalah perluasan dari model regresi linear global yang dapat dipakai untuk menganalisis data yang heterogenitas spasial [2]. Setiap parameter pada model RTG dihitung untuk setiap titik lokasi pengamatan, sehingga hasil estimasinya bersifat lokal untuk setiap titik data tersebut dikumpulkan. Perbedaan regresi terboboti geografis dengan regresi linear biasa adalah pada regresi linear biasa, model yang diperoleh diterapkan pada semua titik lokasi pengamatan, sedangkan pada model regresi terboboti geografis, model yang diperoleh berbeda pada setiap lokasi pengamatan. Salah satu persoalan yang diduga mengandung efek heterogenitas spasial adalah masalah indeks pembangunan manusia.

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) diperkenalkan pertama kali pada tahun 1990 oleh *United Nations Development Programme* (UNDP) dan dilaporkan secara teratur dalam laporan tahunan *Human Development Report* (HDR). IPM disusun oleh 3 aspek utama yang terkait dengan kesehatan, pendidikan, dan pendapatan masyarakat. IPM suatu daerah bermanfaat dalam menilai keberhasilan pemerintah terkait dengan upaya menciptakan kualitas hidup masyarakat atau penduduknya. Selain itu, IPM juga digunakan sebagai indikator dalam menetapkan peringkat atau level pembangunan pada suatu wilayah/negara. Sedangkan secara umum, bagi Indonesia, hasil dari IPM digunakan sebagai data yang mendasar untuk menentukan Dana Alokasi Umum (DAU) pada setiap daerah.

Pada tahun 2018 dan 2019 IPM Indonesia berstatus pembangunan manusia “tinggi”. Lebih lanjut, secara nasional provinsi Papua merupakan provinsi dengan nilai IPM terendah pada dua tahun ini. Jika dilihat dari nilai IPM yang diperoleh, Papua berada di kategori IPM sedang. Dari 29 kabupaten/kota di Papua, 17 diantaranya memiliki IPM dengan kategori rendah atau sebesar 58.62 persen. Bahkan kabupaten Nduga menempati posisi terendah secara nasional dengan IPM sebesar 29.41 pada tahun 2018. Perbedaan IPM antara setiap daerah yang ada di provinsi Papua

tentu memerlukan penanganan berbeda guna meningkatkan IPM pada tahun berikutnya agar tepat sasaran.

Penggunaan RTG dinilai lebih baik dalam memodelkan data IPM. Pradita [3] dalam penelitiannya menyimpulkan bahwa pemodelan IPM kabupaten/kota di Jawa Timur menggunakan *Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)* dengan fungsi kernel eksponensial menghasilkan nilai ketepatan klasifikasi yang lebih besar dibandingkan dengan model regresi logistik ordinal. Hal ini menunjukkan bahwa model GWOLR lebih tepat digunakan pada pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur dibandingkan dengan model regresi logistik ordinal. Selain itu, Cahyawati [4] juga dalam penelitiannya mendapati bahwa penerapan *Geographically Weighted Panel Regression (GWPR)* dengan fungsi *kernel adaptive bisquare* lebih baik dalam pemodelan kasus IPM di kabupaten/ kota provinsi Jawa Timur Tahun 2013-2016 dibandingkan regresi global.

Berdasarkan uraian diatas, penulis akan mengkaji tentang pemodelan data IPM papua pada tahun 2019 dengan regresi terboboti geografis. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model RTG untuk memodelkan data IPM Papua tahun 2019 dan menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di setiap kabupaten/kota di Papua tahun 2019.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, data yang digunakan merupakan data IPM di Papua tahun 2019 yang diakses melalui website resmi Badan Pusat Statistik Papua (<https://papua.bps.go.id/>). Data ini diambil dari 28 kabupaten dan 1 kota madya di lingkup provinsi Papua. Variabel independen dalam penelitian ini adalah nilai indeks pembangunan manusia (IPM). Sedangkan, variabel independennya adalah persentase penduduk miskin (X_1), angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat (X_2), dan pengeluaran per kapita (X_3).

Adapun langkah dalam penelitian ini sebagai berikut.

a. Melakukan regresi linear berganda

Pada tahap ini, data IPM Papua dianalisis dengan menggunakan regresi linear berganda (RLB) sehingga diperoleh parameter modelnya. Selanjutnya, dilakukan uji asumsi klasik pada data IPM yakni uji normalitas, uji multikolinearitas, dan uji heteroskedastisitas. Pada tahap akhir, dilakukan pengujian parameter model secara simultan dan parsial sehingga diperoleh model yang sesuai untuk data IP

b. Membentuk matriks pembobot

Langkah pertama yang dilakukan dalam regresi terboboti geografis adalah penentuan jarak *euclidian* dengan menghitung jarak *latitude* dan *longitude* (u, v). Nilai jarak *latitude* dan *longitude* pada penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* R. Selanjutnya, nilai jarak *longitude* dan *latitude* ini digunakan untuk membentuk matriks pembobot.

c. Menentukan *bandwidth* optimum

Bandwidth adalah ukuran jarak fungsi pembobot dan sejauh mana pengaruh lokasi terhadap lokasi lain. Secara teoritis *bandwidth* merupakan radius suatu lingkaran dimana titik yang berada dalam radius lingkaran masih dianggap berpengaruh dalam membentuk parameter model lokasi. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan dalam memilih *bandwidth* optimum adalah metode *cross validation* (CV) [5].

d. Memilih model terbaik

Langkah selanjutnya setelah mencari *bandwidth* adalah memilih model terbaik diantara fungsi kernel yang digunakan dengan melihat nilai AIC [2] yang diperoleh pada setiap fungsi kernel yang digunakan. Model dengan nilai AIC terkecil merupakan model terbaik.

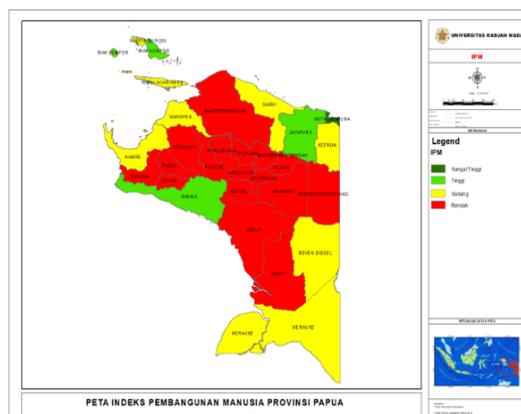
e. Melakukan estimasi parameter model RTG.

f. Melakukan pengujian model.

Ada dua uji yang dilakukan dalam tahap ini yakni uji kesesuaian model RTG dan uji parameter model. Uji kesesuaian model dilakukan untuk menetapkan apakah model RTG lebih baik secara signifikan dalam memodelkan data dibandingkan dengan model global. Sedangkan, uji parameter model dilakukan untuk menentukan variabel independen yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen pada lokasi ke-i.

g. Membuat model RTG untuk masing-masing wilayah di Papua.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 1 Peta IPM Papua Tahun 2019

Menurut BPS [6], Indeks Pembangunan Manusia (IPM) mengukur capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup. Sebagai ukuran kualitas hidup, IPM dibangun melalui pendekatan tiga dimensi dasar. Dimensi tersebut mencakup umur panjang dan sehat, pengetahuan, dan kehidupan yang layak. Dalam perkembangannya ketiga dimensi tersebut disebut sebagai indeks kesehatan, pendidikan, dan pengeluaran. Peta IPM di Papua pada tahun 2019 dapat dilihat pada Gambar 1.

Regresi Linear Berganda

Pertama-tama, data IPM Papua 2019 dianalisis dengan menggunakan regresi linear berganda (RLB). Hasil estimasi koefisien regresi linear berganda untuk data IPM Papua 2019 beserta t hitungnya disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Estimasi Koefisien Model RLB

	Estimate	t hitung
Intercept	27,2184517	3,962
X_1	-0,1103826	-0,915
X_2	0,3241921	5,198
X_3	0,0018808	3,543

Berdasarkan Tabel 1, disimpulkan bahwa variabel persentase penduduk miskin (X_1) berpengaruh negatif terhadap IPM Papua. Ini berarti bahwa peningkatan persentase penduduk miskin menyebabkan menurunnya IPM di lokasi tersebut. Sedangkan, untuk dua variabel lainnya yakni angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat (X_2) dan pengeluaran per kapita (X_3) berpengaruh positif terhadap IPM di Papua. Artinya, jika peningkatan angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat (X_2) dan pengeluaran per kapita (X_3) mengalami peningkatan, maka menyebabkan peningkatan IPM di daerah tersebut.

a. Uji asumsi klasik

1) Uji normalitas

Dalam penelitian ini, uji normalitas yang digunakan adalah uji Kolmogorov-Smirnov [7]. Nilai statistik ujinya adalah:

$$D = \text{Sup}_x [|F_n(X) - F_0X_{(i)}|] = 0.0982 \quad (1)$$

dengan $p - \text{value} = 0,9166$.

Berdasarkan analisis yang dilakukan dengan $\alpha = 0,10$ diperoleh $D < D_\alpha = 0,221$ dan $p - \text{value} > 0,1$ sehingga disimpulkan data IPM Papua tahun 2019 memiliki eror yang berdistribusi normal.

2) Uji multikolinearitas

Uji multikolinearitas dalam penelitian ini dilakukan dengan melihat nilai *Variance Inflating Factor* (VIF) dari ketiga variabel independennya.

Tabel 2. Nilai VIF Variabel Independen

Variabel	VIF
X_1	2,731308
X_2	2,281107
X_3	3,585344

Berdasarkan Tabel 2 terlihat nilai VIF < 10 pada semua variabel independen, maka dapat disimpulkan tidak terdapat multikolinearitas antar variabel independen yang digunakan dalam penelitian ini.

3) Uji heteroskedastisitas

Uji yang digunakan untuk mendeteksi ada tidaknya heteroskedastisitas dalam penelitian ini adalah uji Breush-Pagan [8]. Uji ini sekaligus digunakan untuk mendeteksi adanya heterogenitas spasial pada data IPM Papua 2019. Nilai statistik ujinya adalah :

$$BP = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n Z_i f_i \right)^T \left(\sum_{i=1}^n Z_i Z_i^T \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n Z_i f_i \right)^T = 6,8985 \quad (2)$$

dengan $p - value = 0,0752$.

Berdasarkan analisis yang dilakukan dengan $\alpha = 0,10$ diperoleh $BP > \chi^2_{(3)} = 6,25139$ dan $p - value < 0,1$ sehingga disimpulkan data IPM Papua tahun 2019 mengandung heteroskedastisitas.

b. Pengujian Parameter Model RLB

1) Uji Parameter Secara Simultan

Uji ini dilakukan untuk melihat ada tidaknya pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen secara bersama-sama. Hipotesis yang digunakan dalam melakukan uji parameter secara simultan pada RLB ditulis seperti berikut ini:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } j \text{ diantara } 1, 2, \dots, k \text{ dengan } \beta_j \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan menurut Rencher [9] adalah:

$$F = \frac{SSR/k}{SSE/(n - k - 1)} \quad (3)$$

Berdasarkan analisis yang dilakukan, diperoleh statistik ujinya adalah $F = 72,88$. Oleh karena $F \geq F_{(\alpha, 3, 25)} = 2,317017$ dengan $\alpha = 0,10$ sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel independen berpengaruh secara bersama-sama terhadap IPM Papua tahun 2019.

2) Pengujian Parameter Model RTG

Uji ini dilakukan untuk melihat ada tidaknya pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen secara parsial. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$t_j = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (4)$$

Apabila tingkat signifikansi (α) yang digunakan sebesar 0.10 maka diperoleh $t_{(\alpha/2,25)} = 1,708141$. H_0 ditolak apabila $|t_j| \geq 1,708141$. Berdasarkan uji yang dilakukan, diperoleh variabel persentase penduduk miskin (X_1) tidak berpengaruh secara parsial terhadap IPM Papua tahun 2019 sehingga pada pengujian tahap kedua, variabel ini tidak diikutsertakan. Pada pengujian tahap kedua, diperoleh kesimpulan bahwa angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat (X_2) dan pengeluaran per kapita (X_3) berpengaruh secara parsial terhadap IPM Papua 2019.

Dari proses diatas diperoleh model regresi linear berganda untuk data IPM Papua tahun 2019 adalah sebagai berikut :

$$IPM = 21,41 + 0,3318X_2 + 0,002178X_3 \quad (5)$$

Namun, berdasarkan hasil pada uji heteroskedastisitas, diperoleh kesimpulan bahwa data mengandung heteroskedastisitas atau variansinya tidak konstan. Hasil ini sekaligus mendeteksi adanya heterogenitas spasial pada data IPM Papua 2019 sehingga analisis data dilanjutkan dengan menggunakan analisis RTG.

Penentuan *Bandwidth* Optimum

Langkah pertama yang dilakukan dalam pemodelan data IPM dengan menggunakan RTG adalah membuat matriks pembobot. Selanjutnya, matriks pembobot digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum. Penentuan *bandwidth* optimum dilakukan dengan memperhatikan nilai CV. Jika nilai CV yang diperoleh semakin kecil, maka *bandwidth* diperoleh merupakan *bandwidth* optimum. Sedangkan, untuk memilih model terbaik perlu diperhatikan nilai AIC yang diperoleh setiap fungsi kernelnya. Semakin kecil nilai AIC yang diperoleh maka model tersebut adalah model yang terbaik. Nilai AIC dari masing-masing fungsi pembobot kernel dapat dilihat pada Tabel 3. Dari Tabel 3, fungsi kernel dengan nilai AIC terkecil adalah fungsi pembobot *fixed* Gaussian dengan *bandwidth* optimumnya adalah 2,112496.

Tabel 3. Nilai AIC setiap Fungsi Kernel

Fungsi Kernel	AIC
<i>Fixed</i> Gaussian	156,0371
<i>Fixed</i> Bisquare	159,2263
<i>Fixed</i> Tricube	159,2805
<i>Adaptive</i> Gaussian	157,112
<i>Adaptive</i> Bisquare	159,1034
<i>Adaptive</i> Tricube	158,964

Estimasi Parameter Model

Langkah yang dilakukan setelah ditentukan model terbaik adalah melakukan estimator untuk parameter modelnya. Berikut adalah ringkasan estimasi parameter model RTG pada tahun 2019 dengan menggunakan fungsi pembobot *fixed* Gaussian.

Tabel 4. Hasil Estimasi Parameter Model RTG

	Min	Max	Global
Intercept	18,3808659	36,5790408	27,2185
X_1	-0,2627261	0,0089306	-0,1104
X_2	0,1750103	0,3827036	0,3242
X_3	0,0016384	0,0024112	0,0019

Berdasarkan Tabel 4, disimpulkan bahwa estimasi parameter model RTG berbeda pada setiap wilayahnya dengan nilai estimasi untuk variabel persentase penduduk miskin (X_1) berada pada rentang -0,2627261 hingga 0,0089306. Sedangkan, estimasi untuk variabel angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat (X_2) berada pada kisaran 0,1750103 hingga 0,3827036 dan untuk pengeluaran per kapita (X_3), estimasi parameternya berada pada rentang 0,0016384 sampai 0,0024112. Hal yang sama juga terjadi pada intercept modelnya dengan nilai estimasinya berada pada rentang 18,3808659 hingga 36,5790408. Perbedaan hasil estimasi parameter ini tentu akan berpengaruh terhadap model untuk IPM pada setiap kabupaten/kota di Papua.

Pengujian Hipotesis Model RTG

a. Uji Kesesuaian Model RTG

Hipotesis yang digunakan dalam melakukan uji kesesuaian model RTG ditulis seperti berikut ini:

$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k \text{ untuk setiap } k = 1, 2, \dots, p$$

(tidak terdapat perbedaan antara model RTG dengan model global)

$$H_1 : \text{minimal terdapat satu } k \text{ diantara } 1, 2, \dots, p \text{ dengan } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k$$

(model RTG menjelaskan data lebih baik dibandingkan model global)

Statistik uji yang digunakan menurut Leung [10] adalah:

$$F = \frac{RSS(H_1)/\delta_1}{RSS(H_0)/(n - p - 1)} \quad (6)$$

Berdasarkan analisis yang dilakukan, diperoleh statistik ujinya adalah $F = 1,1186$. Oleh karena $F < F_{(1-\alpha, 19, 511, 25)} = 1,721695$ dengan $\alpha = 0,10$ sehingga dapat disimpulkan bahwa model RTG lebih baik dalam memodelkan data IPM Papua 2019 dibanding model global.

b. Pengujian Parameter Model RTG

Uji ini dilakukan untuk menentukan parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen pada lokasi ke- i . Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

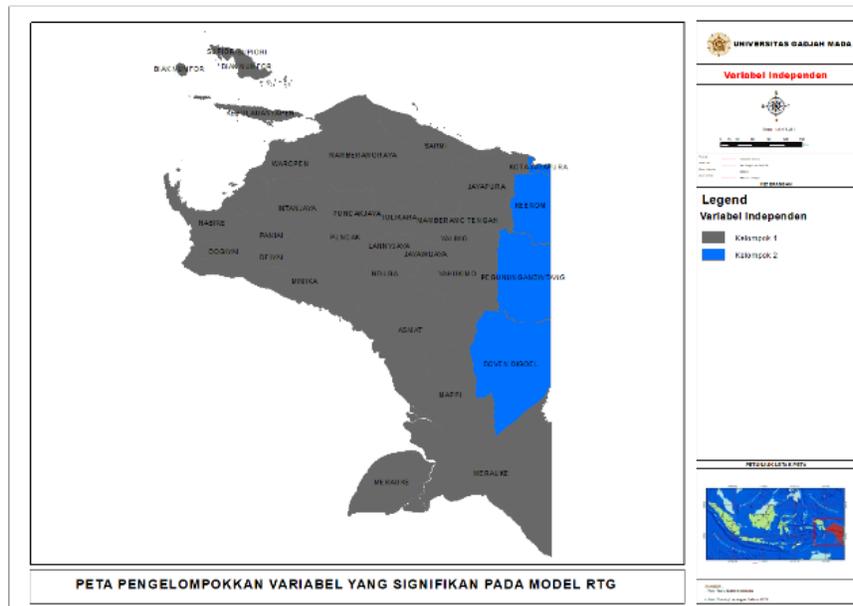
$$H_0 : \beta_k(u_i, v_i) = 0 \text{ untuk setiap } k = 1, 2, \dots, p$$

$$H_1 : \beta_k(u_i, v_i) \neq 0 \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$t_k = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_k(u_i, v_i))} \quad (7)$$

Apabila tingkat signifikansi (α) yang digunakan sebesar 0.10 maka diperoleh $t_{(\alpha/2, 19, 511)} = 1,726818$. H_0 ditolak apabila $|t_k| > t_{tabel}$. Berdasarkan uji yang dilakukan, kabupaten/kota di Papua dikelompokkan dalam dua kelompok berdasarkan variabel independen yang signifikan terhadap IPM. Hasil pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variable independent yang signifikan disajikan pada Tabel 5. Peta terkait pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Peta Pengelompokan Variabel yang Signifikan pada model RTG

Tabel 5. Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Variabel yang Signifikan

Kelompok	Variabel yang Signifikan	Kabupaten/Kota
1	X_2, X_3	Merauke, Jayawijaya, Jayapura, Nabire, Kepulauan Yapen, Biak Numfor, Paniai, Puncak Jaya, Mimika, Mappi, Asmat, Yahukimo, Tolikara, Sarmi, Waropen, Supiori, Mamberamo Raya, Nduga, Lanny Jaya, Mamberamo Tengah, Yalimo, Puncak, Dogiyai, Intan Jaya, Deiyai.
2	X_1, X_2, X_3	Boven Digoel, Pegunungan Bintang, Keerom, Kota Jayapura.

Berikut beberapa contoh model RTG berdasarkan variabel yang signifikan untuk data IPM pada beberapa kabupaten/kota di Papua tahun 2019 dengan menggunakan fungsi pembobot *fixed* Gaussian.

$$IPM_{Merauke} = 34,49645 + 0,17501X_2 + 0,00241X_3 \quad (8)$$

$$IPM_{Jayawijaya} = 30,02396 + 0,27329X_2 + 0,00207X_3 \quad (9)$$

$$IPM_{Boven Digoel} = 35,6589 - 0,24277X_1 + 0,20753X_2 + 0,00209X_3 \quad (10)$$

$$IPM_{Keerom} = 36,57904 - 0,26271X_1 + 0,244229X_2 + 0,001713X_3 \quad (11)$$

$$IPM_{Kota Jayapura} = 36,35245 - 0,26084X_1 + 0,25644X_2 + 0,00164X_3 \quad (12)$$

Perbedaan variabel yang memberikan pengaruh terhadap IPM di kabupaten/kota di Papua tentunya memerlukan penanganan yang berbeda pula. Hal ini dilakukan agar proses yang ditempuh tepat sasaran. Oleh karena itu, untuk meningkatkan IPM di setiap kabupaten/kota di Papua, perlu dilakukan cara atau langkah yang sesuai dengan aspek-aspek yang berdampak secara signifikan terhadap IPM di daerah tersebut.

Angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat menjadi salah satu faktor yang signifikan dan berpengaruh positif terhadap IPM di seluruh wilayah di Papua sehingga peningkatan angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat akan meningkatkan IPM di wilayah tersebut. Angka partisipasi sekolah (APS) merupakan indikator dasar yang digunakan untuk melihat akses pada pendidikan khususnya bagi penduduk usia sekolah. Nilai APS yang tinggi menunjukkan tingginya partisipasi sekolah dari penduduk umur tertentu. Menurut Badan Pusat Statistik Papua [6] capaian APS masyarakat perkotaan lebih tinggi daripada masyarakat pedesaan. Beberapa hal yang diduga sebagai penyebabnya adalah fasilitas pendidikan baik infrastruktur maupun sarana prasarana seperti tenaga pengajar belum tersedia di daerah pedesaan, terutama untuk fasilitas pendidikan tinggi seperti SMA/ sederajat. Untuk itu, pemerintah perlu memperhatikan terkait pemerataan fasilitas pendidikan dan tenaga pengajar di setiap kabupaten/kota di Papua terutama di wilayah pedesaan maupun pegunungan sehingga meningkatkan keinginan anak dalam melanjutkan

pendidikannya ke tingkat sekolah menengah atas dan sederajat. Selain itu, salah satu hambatan yang diduga menurunkan minat siswa melanjutkan sekolah adalah tidak tersedianya sarana transportasi menuju sekolah. Dalam laporan Badan Pusat Statistik Papua tahun 2018 dilaporkan bahwa sebanyak 64.03 persen anak usia sekolah pergi ke sekolah dengan berjalan kaki. Ini tentu saja cukup sulit untuk anak yang lokasi sekolahnya jauh dari rumah. Oleh karena itu, pemerintah perlu memperhatikan pula terkait transportasi yang terjangkau untuk memudahkan siswa menuju sekolah.

Pengeluaran per kapita memberikan pengaruh yang signifikan dan positif terhadap IPM di seluruh kabupaten/kota di Papua sehingga salah satu cara yang dapat dilakukan untuk meningkatkan IPM di seluruh wilayah Papua adalah dengan memperkuat ekonomi melalui industri rumahan (IR) [11]. Barang yang dapat diproduksi melalui industri rumahan adalah hasil karya masyarakat misalnya noken dan batik khas Papua, serta makanan khas daerah. Pemerintah pun diharapkan turut ambil bagian dengan mengidentifikasi prospek pasar baik lokal, nasional, maupun internasional sehingga hasil dari IR ini dapat dipasarkan dengan harga yang setara. Hal ini tentu saja akan membantu perekonomian keluarga sehingga secara tidak langsung meningkatkan pengeluaran per kapita.

Persentase penduduk miskin merupakan salah satu aspek yang memberikan pengaruh signifikan dan negatif terhadap IPM di beberapa wilayah di Papua. Oleh karena itu, untuk meningkatkan IPM di kabupaten/kota tersebut di Papua, pemerintah perlu memperhatikan langkah yang tepat untuk menekan jumlah penduduk miskin di kabupaten/kota tersebut. Dalam Pusat Data dan Analisis Pembangunan Provinsi Papua [12] dikatakan bahwa banyaknya penduduk miskin sangat dipengaruhi oleh Garis Kemiskinan (GK) dan salah satu faktornya adalah kenaikan harga barang yang terjadi dari tahun ke tahun. Harga barang yang mahal di beberapa wilayah Papua bukanlah hal yang baru. Dalam berita yang dimuat pada Kompas.com tanggal 2 Juli 2020 dengan judul "Di Pedalaman Pegunungan Bintang Papua, Beras 10 Kilogram Dijual Rp 2 Juta dan Mi Instan Ditukar Emas" disampaikan bahwa harga 10 kg beras di Korowai, tepatnya di Maining 33, Distrik Kawinggong, Kabupaten Pegunungan Bintang mencapai Rp2.000.000,00 dan harga satu kardus mie instan adalah Rp1.000.000,00. Harga yang sangat berbeda jauh dengan wilayah lain di Indonesia. Infrastruktur yang masih belum memadai menyebabkan biaya pengiriman logistik mahal dan menyebabkan harga barang mahal. Oleh karena itu, pemerataan infrastruktur terutama untuk jalur transportasi perlu terus ditingkatkan hingga ke daerah pedalaman Papua sehingga memudahkan dalam proses pengiriman bahan logistik. Penyaluran bantuan seperti bantuan biaya pendidikan dan kesehatan juga perlu dipertahankan agar beban pengeluaran masyarakat untuk

pendidikan anak dan kesehatan keluarga berkurang. Pembukaan lapangan kerja dengan tenaga kerja didominasi masyarakat Papua dapat menjadi alternatif untuk menekan jumlah penduduk miskin di Papua sehingga terjadi kenaikan pendapatan dan meningkatkan taraf ekonomi keluarga.

4. KESIMPULAN

Dari proses pemodelan regresi terboboti geografis yang dilakukan, diperoleh pembobot yang terbaik untuk data IPM tahun 2019 adalah *fixed* Gaussian dengan nilai AIC 156,0371. Berdasarkan uji kesesuaian model RTG diperoleh kesimpulan bahwa RTG lebih sesuai untuk memodelkan data IPM Papua jika dipadankan dengan regresi global (RLB) [13]. Faktor yang memberikan pengaruh penting terhadap IPM di Papua tahun 2019 berbeda pada masing-masing wilayahnya. Pada tahun 2019, sebanyak 25 dari 29 kabupaten/kota di Papua yang IPMnya dipengaruhi oleh variabel persentase angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat dan pengeluaran per kapita. Sedangkan, pada 4 daerah lainnya disebabkan oleh variabel persentase penduduk miskin, persentase angka partisipasi sekolah SMA/ sederajat, dan pengeluaran perkapita. Oleh karena itu, untuk meningkatkan IPM di setiap kabupaten/kota di Papua, perlu dilakukan langkah yang sesuai dengan aspek-aspek yang memberikan pengaruh penting bagi IPM di daerah tersebut.

Pada 4 kabupaten di Papua yakni Boven Digoel, Pegunungan Bintang, Keerom, dan Kota Jayapura perlu dilakukan pemerataan fasilitas pendidikan, penambahan tenaga pengajar, penyediaan transportasi yang terjangkau untuk memudahkan siswa menuju sekolah, dan meningkatkan industri rumahan (IR). Sedangkan, untuk 25 kabupaten lainnya, selain dilakukan beberapa langkah diatas, salah satu hal yang perlu diperhatikan adalah pemerataan infrastruktur terutama untuk jalur hingga ke daerah pedalaman Papua sehingga memudahkan dalam proses pengiriman bahan logistik, dan pembukaan lapangan kerja dengan tenaga kerja didominasi masyarakat Papua.

Pada Gambar 2 maupun model yang didapatkan, perbedaan estimasi dari keempat model tidak signifikan berbeda. Oleh karena itu, penulis menganjurkan penelitian selanjutnya untuk menggunakan variabel lain yang dapat berpengaruh pada IPM di Papua atau mencari tahu lebih dalam tentang faktor-faktor yang dapat mempengaruhi variabel yang signifikan dalam penelitian ini yakni persentase penduduk miskin, angka partisipasi sekolah, dan pengeluaran per kapita. Selain itu, penulis juga menyarankan untuk mengembangkan regresi terboboti geografis pada data spasial lainnya dan dalam lingkup yang lebih kecil misal pada lingkup kecamatan atau desa.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Wulandari, “Aplikasi Regresi Gulud Terboboti Geografis dan Regresi LASSO Terboboti Geografis Pada Data yang Mengandung Multikolinearitas (Studi Kasus: Data Pendapatan Asli Daerah pada 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat),” Tesis Sekolah Pascasarjana Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2017.
- [2] A. S. B. C. C. M. Fotheringham, *Geographically Weighted Regression : The Analysis of Spatially Varying Relationship*, England: Wiley, 2002.
- [3] R. N. Pradita, “Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Kabupaten/ Kota di Jawa Timur Menggunakan Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression,” Skripsi Fakultas Sains dan Matematika Undip, Semarang, 2015.
- [4] D. Cahyawati, “Model Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) dengan Fungsi Pembobot Fixed dan Adaptive Kernel untuk Menganalisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013-2016,” Tesis Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam UGM, Yogyakarta, 2018.
- [5] J.-M. F. Marie-Pierre de Bellefon, “Geographically Weighted Regression,” dalam *Handbook of Spatial Analysis: Theory and Application with R*, 2018, pp. 231-254.
- [6] Badan Pusat Statistik, “Indeks Pembangunan Manusia 2018,” Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2018.
- [7] C. H. S. B. W. Yap, “Comparisons of Various Types of Normality Tests,” *Journal of Statistical Computation and Simulation* , vol. 81, no. 12, pp. 2141-2155, 2011.
- [8] A. R. P. T. S. Breusch, “A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation,” *Econometrica*, vol. 47, no. September, pp. 1287-1294, 1979.
- [9] G. B. S. Alvin C. Rencher, *Linear Models in Statistics*, United State: Wiley, 2008.
- [10] Y. M.-L. Z. W.-X. Leung, *Statistical Tests for Spatial Nonstationarity Based on The Geographically Weighted Regression Model*, 1999.
- [11] K. P. P. d. P. A. R. Indonesia, “Kajian Kebijakan Provinsi dan Kabupaten/Kota Tentang Penanggulangan Kemiskinan Melalui Kegiatan Industri Rumahan (Studi di Kabupaten Jayapura, Papua),” Kementrian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak Republik Indonesia, Jakarta, 2016.

- [12] P. D. d. A. P. P. Papua, “Manusia Papua: Membangun dan Dibangun (Analisa Pembangunan Manusia Provinsi Papua Tahun 2015),” Papua, PUSDALISBANG, 2016.
- [13] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics : Fourth Edition*, New York : The Mcgraw-Hill/Irvin, 2003.
- [14] C. S. C. F. K. F. Shaojian Wang, “Examining the spatial variations of determinants of energy-related CO2 emissions in China at the city level using Geographically Weighted Regression Model,” *Applied Energy*, vol. 235, pp. 95-105, 2019.