

Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia dengan *Geographically Weighted Regression (GWR)*

Muhammad Marizal*¹, Hayatul Atiqah²

Prodi Matematika, Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
m.marizal@uin-suska.ac.id

Abstrak

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator penting untuk mengukur keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia. IPM menjelaskan bagaimana penduduk dapat mengakses hasil pembangunan dalam hal pendapatan, kesehatan dan pendidikan. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan pemodelan IPM serta melihat faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi IPM di Indonesia tahun 2020. Data pada penelitian ini berupa data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Pemodelan dengan menggunakan regresi linier belum tentu cocok diterapkan diseluruh provinsi yang ada di Indonesia karena kondisi pendapatan, kesehatan dan pendidikan di provinsi di Indonesia berbeda-beda. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan pendekatan geografis yaitu *Geographically Weighted Regression (GWR)* dalam memodelkan IPM dengan menggunakan variabel bebas yaitu Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Umur Harapan Hidup (UHH) dan Pengeluaran Per Kapita (PPK). Model GWR merupakan pengembangan dari model regresi spasial dimana setiap parameter dihitung setiap lokasi pengamatan, sehingga setiap lokasi akan memiliki interpretasi yang berbeda-beda. Pada pemodelan GWR membutuhkan fungsi pembobot, adapun fungsi pembobot yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Adaptive Kernel Gaussian*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa semua variabel bebas berpengaruh terhadap IPM. Model GWR merupakan model terbaik dibandingkan regresi linier dengan standar pemilihan nilai koefisien determinasi terbesar dan nilai *Akaike Information Criterion (AIC)* terkecil.

Kata Kunci: *Adaptive Kernel Gaussian, Geographically Weighted Regression, Indeks Pembangunan Manusia.*

Abstract

The Human Development Index (HDI) is an important indicator to measure success in efforts to build the quality of human life. The HDI explains how the population can access development outcomes in terms of income, health and education. This study aims to obtain HDI modeling and see what factors affect HDI in Indonesia in 2020. The data in this study are secondary data obtained from the Central Statistics Agency (CSA). Modeling using linear regression is not necessarily suitable to be applied in all provinces in Indonesia are different.

Therefore, in this study, a geographical approach was used, namely Geographically Weighted Regression (GWR) in modeling the HDI using the independent variables namely Expected Length of School (ELS), Average Length of School (ALS), Life Expectancy (LE) and Per Capita Expenditure (PCE). The GWR model is a development of the spatial regression model where each parameter is calculated for each observation location so that each location will have a different interpretations. GWR modeling requires a weighting function, while the weighting function used in this study is the Adaptive Kernel Gaussian. The result of this study indicate that all independent variables affect HDI. The GWR model is the best compared to linear regression with the standard selection of the largest R^2 value and smallest AIC value.

Keywords: Adaptive Kernel Gaussian, Geographically Weighted Regression, Human Development Index.

Diterima : 07-07-2022 , Disetujui : 19-08-2022, Terbit Online : 09-09-2022

1. Pendahuluan

Keberhasilan suatu negara dapat diukur dengan indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM) [1]. Maka, derajat hidup masyarakat harus ditingkatkan dengan melakukan pembangunan secara global dan berkepanjangan. Hal yang sama juga secara otomatis akan meningkatkan ketentraman di masyarakat. IPM dipublikasikan tahun 1990 oleh *United Nations Development Programme* (UNDP) dan dipublikasikan dalam laporan *Human Development Report* (HDR). IPM mengungkapkan bagaimana masyarakat dapat mengakses hasil pembangunan dalam hal menerima pendapatan, kesehatan dan pendidikan. IPM dapat memastikan peringkat atau tingkatan pembangunan suatu wilayah atau negara. Bagi Indonesia, IPM adalah data yang berhubungan karena selain menjadi indikator kemampuan pemerintah, IPM juga digunakan sebagai salah satu pertimbangan dalam penetapan Dana Alokasi Umum (DAU) [2].

IPM dibentuk oleh tiga dimensi dasar yaitu 1) dimensi hidup sehat dan umur panjang; 2) dimensi pengetahuan; dan 3) dimensi standar hidup layak. Dimensi hidup sehat dan umur panjang dapat diukur dengan indikator Umur Harapan Hidup (UHH). Dimensi pengetahuan menggunakan dua indikator yaitu Harapan Lama Sekolah (HLS) dan Rata-rata Lama Sekolah (RLS). Selanjutnya dimensi standar hidup layak menggunakan indikator pengeluaran per kapita. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), angka IPM di Indonesia tahun 2020 mencapai 71,94 meningkat 0,03 persen dibandingkan tahun sebelumnya. Dengan pencapaian ini, status pembangunan di Indonesia masih berada pada level tinggi. Tingkat pertumbuhan IPM pada tahun 2020 jauh lebih rendah dari tingkat pertumbuhan IPM tahun 2019 yang mencapai 0,74 persen. Pada tahun 2010-2019 pembangunan manusia di Indonesia tumbuh setiap 0,89 persen per tahun. Tetapi pertumbuhan melambat pada tahun 2020 dengan demikian rata-rata tingkat pertumbuhan IPM dari tahun 2010-2020 adalah 0,78 persen per tahun [3].

Salah satu model yang dapat diterapkan untuk mendapatkan faktor-faktor yang berdampak terhadap IPM adalah analisis regresi spasial. Regresi spasial merupakan hasil perluasan dari regresi linier sederhana. Ada beberapa asumsi yang harus terpenuhi dalam model regresi linier yaitu normalitas, homokedastisitas, *non-multikolinieritas* dan *non-autokorelasi* [4]. Perkembangan spasial berpengaruh terhadap data yang dianalisis. Data spasial adalah pengukuran data disuatu wilayah dengan informasi lokasi. Berdasarkan data tersebut, pemodelan spasial dapat dibagi menjadi pemodelan dengan

pendekatan area dan pendekatan titik. Maka, kami tertarik melihat pemodelan IPM melalui pendekatan titik dengan analisis *Geographically Weighted Regression* (GWR).

Model GWR menghasilkan parameter nilai estimator yang berbeda pada setiap titik lokasi geografis, karena setiap parameter nilai dihitung pada titik lokasi geografisnya. Hasil dari analisis model regresi ini dimana nilai kriteria hanya berlaku pada setiap lokasi pengamatan dan berbeda dengan lokasi lainnya. Dalam melakukan pemodelan IPM di Indonesia, UHH, HLS, RLS dan PPK adalah indikator dari IPM. Hal ini ditunjukkan pada penelitian sebelumnya [2] terdapat 29 provinsi dipengaruhi oleh jumlah variabel UHH, HLS, RLS dan PPK. Sedangkan 5 provinsi lainnya hanya dipengaruhi oleh variabel UHH, HLS dan RLS, perbedaan lainnya adalah masing-masing provinsi memiliki koefisien regresi yang berbeda.

Penelitian terkait model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dijelaskan oleh [5] yang berjudul pemodelan jumlah penduduk miskin di Jawa Tengah menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR) menjelaskan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh pada jumlah penduduk miskin yaitu Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) dan Upah Minimum Kabupaten/Kota (UMK). Pada penelitian ini model GWR lebih efektif dalam menjelaskan jumlah penduduk miskin di Jawa Tengah dengan memperhatikan nilai R^2 dan *MAPE*, dimana model yang diperoleh untuk setiap daerah berbeda-beda.

Beberapa peneliti [6], [7], [8], [9] telah melakukan penelitian mengenai model GWR menggunakan fungsi pembobot *kernel gaussian*. Penentuan pembobotan dalam model GWR merupakan hal yang paling penting untuk menentukan nilai disetiap lokasi. Lokasi terdekat memiliki dampak yang efisien dalam estimasi dari lokasi yang jauh. Model yang digunakan untuk menentukan pembobot dalam model GWR salah satunya adalah *fixed kernel* yang terdiri dari *fixed kernel gaussian* dan *fixed kernel bi-square*. Ada beberapa pendekatan untuk menyelesaikan matriks pembobot GWR seperti pembobot fungsi kernel. Fungsi kepekaan kernel sering digunakan untuk pemulusan data dengan menambahkan pembobotan yang serasi dimana nilainya tergantung pada keadaan data. Pada beberapa penelitian menggunakan fungsi pembobot *kernel gaussian* karena menggunakan elemen jarak antara lokasi pengamatan yang nilainya berkarakter berkelanjutan, maka analisis yang diharapkan akan lebih memuaskan.

Selanjutnya pada penelitian [10], [5] menggunakan fungsi pembobot matriks yaitu *fixed exponential kernel* dimana fungsi pembobot ini menghasilkan lebar jendela yang sama disetiap lokasinya. Pada penelitian ini pemilihan optimal dikerjakan dengan perhitungan nilai *Cross Validation* (CV) yang minimum. Selanjutnya pada penelitian [11], [2] menggunakan fungsi pembobot matriks yaitu *fixed gaussian*. Pemilihan pembobot dilakukan dengan melihat nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) yang terkecil. Nilai AIC dari setiap pembobot fungsi kernel bermanfaat dalam mendefinisikan fungsi kernel yang akan diperlukan saat pemodelan GWR. Area yang dekat cenderung memiliki kesamaan faktor-faktor yang mempengaruhi suatu variabel disuatu wilayah.

Selanjutnya pada penelitian [12] juga menggunakan model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dimana pada penelitian ini menggunakan variabel terikat yaitu angka kesakitan demam berdarah di Kalimantan tahun 2015. Penelitian ini menggunakan satu variabel terikat dan enam variabel bebas, pada uji parameter model GWR hanya terdapat satu variabel bebas yang tidak signifikan. Sehingga diperoleh koefisien determinasi (R^2) sebesar 92,9% menjelaskan bahwa persentase variabel bebas pada penelitian dianggap mempengaruhi variabel terikat dan 7,1% dipengaruhi oleh faktor lain.

Berdasarkan uraian di atas, kami tertarik untuk mengkaji faktor-faktor apa saja yang berpengaruh terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dengan menggunakan model *Geographically Weighted Regression* (GWR) di Indonesia.

2. Metode

Variabel terikat yang digunakan dalam penelitian ini adalah Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada tahun 2020 yang tercatat terakhir kali oleh Badan Pusat Statistik (BPS) di Indonesia. Adapun variabel bebas yang digunakan adalah Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Umur Harapan Hidup (UHH) dan Pengeluaran Per Kapita (PPK). Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Regresi Linier Berganda dan *Geographically Weighted Regression* (GWR). Sementara, persamaan yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel terikat (Y) dan dua atau lebih variabel bebas (X) adalah Model Regresi linier berganda. Tujuannya adalah untuk memprediksi apakah nilai variabel bebas diketahui dan dapat menentukan hubungan antara variabel terikat dengan variabel bebas [13]. Sementara metode kuadrat terkecil atau yang sering disebut *Ordinary Least Square* (OLS) digunakan sebagai pendugaan parameternya [14], [15]. Metode OLS harus dipenuhi agar estimasi parameter yang diperoleh bersifat BLUE (*Best Linier Unbiased Estimator*). Beberapa asumsi yang harus dipenuhi oleh persamaan regresi linier berganda adalah uji normalitas [16], uji multikolinieritas dan uji heterokedastisitas [9].

2.1 *Geographically Weighted Regression*

Model statistik yang dapat dipakai untuk mendapatkan hubungan antara variabel prediktor (bebas) dan variabel respon (terikat) dengan mempertimbangkan hubungan wilayah disebut regresi spasial. Regresi spasial adalah model yang dapat dihitung antara pengamatan yang sering terjadi selama pengamatan dari titik-titik dalam ruang [17]. Berdasarkan pemodelan data regresi spasial dapat dibagi menjadi pemodelan dengan pendekatan titik dan pendekatan area. Posisi tampilan titik adalah titik pada *longitude* dan *latitude*. Data garis digunakan untuk menjelaskan sesuatu yang memiliki lintasan yang panjang. Sedangkan posisi tampilan data wilayah berbentuk seperti suatu negara, kabupaten dan kota. Dalam menganalisis faktor resiko secara spasial dapat menggunakan salah satu uji statistik melalui model pendekatan titik yaitu model spasial *Geographically Weighted Regression* (GWR). Adapun model regresi dimana parameter diukur pada setiap lokasi pengamatan sehingga setiap daerah memiliki nilai parameter yang tidak sama merupakan perluasan dari model GWR. Model GWR adalah sebagai berikut [18]:

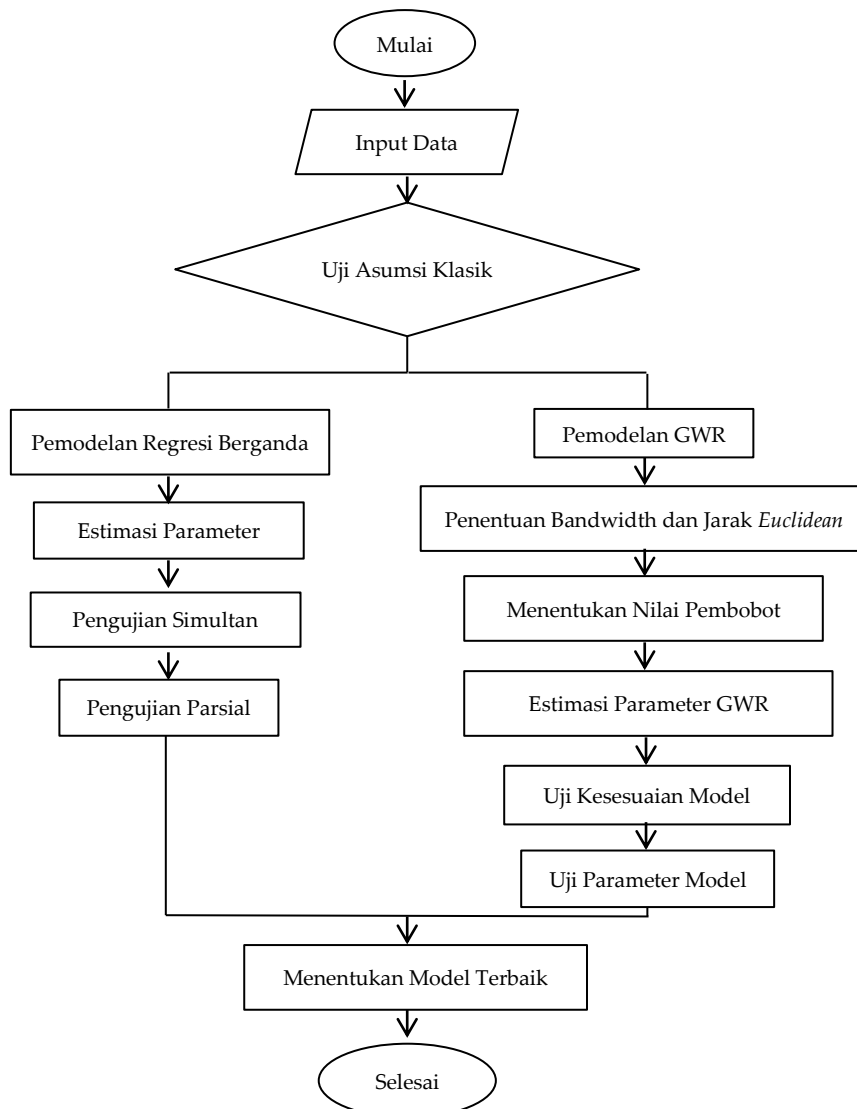
$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Variabel koordinat spasial *longitude* dan *latitude* digunakan untuk menentukan pembobot. Sebelum menentukan pembobot dalam model GWR langkah pertama yang harus dilakukan yaitu menentukan *bandwidth*. Salah satu metode yang digunakan dalam pemilihan *bandwidth* adalah *Cross Validation* (CV) [19]. Langkah selanjutnya yang dilakukan yaitu mencari jarak *euclidean*. Dalam model GWR diperlukan adanya suatu bobot untuk memberikan estimase parameter yang berbeda dilokasi yang berbeda. Untuk memperoleh matriks pembobot pada koordinat (u_i, v_i) yang berlokasi pada koordinat (u_j, v_j) , perlu memutuskan fungsi pembobot terlebih dahulu yang akan digunakan. Salah satu pembobot yang digunakan dalam GWR adalah dengan menggunakan fungsi *adaptive*

kernel gaussian [20]. Adapun model yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter GWR adalah model dapat memberikan bobot yang tidak sama pada setiap lokasi dengan menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) [2].

2.2 Penentuan Model

Model terbaik adalah model yang semua koefisien regresinya signifikan dan memiliki standar kebaikan model. Untuk menilai kesesuaian model digunakan pemilihan terbaik, menggunakan standar R^2 maksimum dan AIC minimum. Pemilihan model dilakukan untuk menentukan ketepatan kinerja antara model regresi berganda dengan model GWR yang telah dihasilkan. Gambar 1 akan memperlihatkan alur pemilihan model terbaik.



Gambar 1. Flowchart dalam Penentuan Model Terbaik

3. Hasil dan Pembahasan

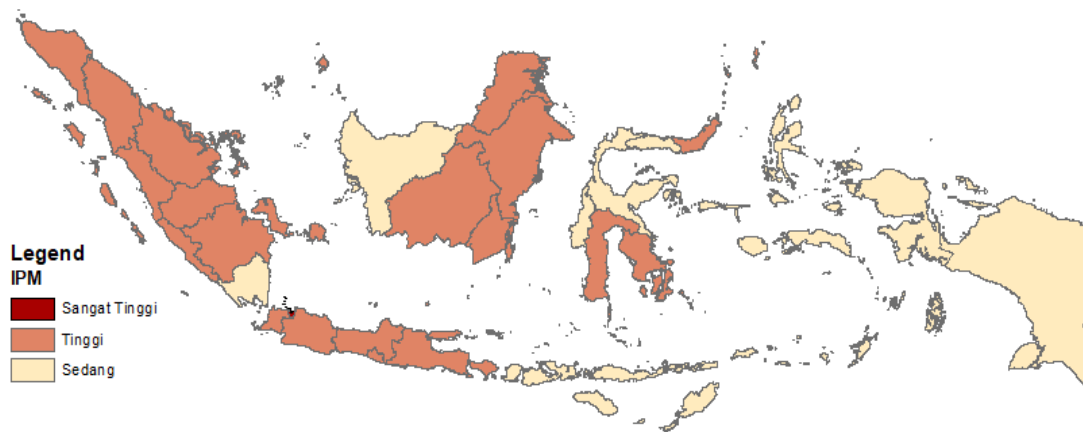
3.1 Statistik Deskriptif

Gambaran umum tentang data dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai statistik deskriptif untuk variabel bebas dan variabel terikat. Sementara, untuk pemetaan IPM di seluruh wilayah Indonesia untuk setiap provinsi tahun 2020 dapat dilihat pada Gambar 2.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Variance
Y	60,44	80,77	71,08	3,90	15,22
X₁	11,08	15,59	13,13	0,74	0,55
X₂	6,690	11,10	8,64	0,92	0,85
X₃	65,06	74,99	70,04	2,52	6,36
X₄	6954	18227	10685,79	2186,38	4780279

Analisis statistik deskriptif memiliki 34 sampel yang diambil atau mewakili setiap provinsi yang ada di Indonesia. Gambar 2 menunjukkan bahwa Sebagian besar wilayah Indonesia memiliki tingkat IPM dengan kategori tinggi dan sedang, tidak ada provinsi yang memiliki IPM rendah sementara hanya 1 provinsi yang memiliki IPM sangat tinggi yaitu provinsi DKI Jakarta.



Gambar 2. IPM Per Provinsi di Indonesia

3.2 Model Regresi Berganda

Sebelum dilakukannya pemodelan GWR akan dikonstruksi regresi berganda sebagai pemodelan dengan menggunakan estimasi OLS. Adapun hasil estimasi regresi berganda menggunakan *software* R dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Parameter Model Regresi Linier Berganda

Variabel	Estimasi
<i>Intercept</i>	-23,440
HLS (X₁)	15,320
RLS (X₂)	1,057
UHH (X₃)	0,522
PPK (X₄)	0,001

Berdasarkan estimasi parameter model regresi maka model regresi berganda dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y = -23,440 + 15,320X_1 + 1,057X_2 + 0,522X_3 + 0,001X_4 \quad (2)$$

Model regresi linier berganda dapat dibentuk dengan menguji parameter signifikan secara simultan dan parsial.

Tabel 3. Anova

Sumber Variasi	df	Jumlah Kuadrat (JK)	Kuadrat Total (KR)	F_{hitung}
Regresi	4	499,698	124,924	1334
Error	29	2,716	0,094	
Total	33	502,414		

Uji simultan dapat kita lakukan dengan melihat Tabel 3 pada nilai F_{hitung} . Tabel 3 menunjukkan hasil Uji F diperoleh nilai $F_{hitung} = 1334$ dan $F_{tabel} = 2,8660$ yang mana hal ini dapat disimpulkan bahwa terdapat pengaruh minimal satu variabel bebas terhadap variabel terikat. Selain itu, nilai $R^2 = 99,38\%$ yang artinya sebesar 99,38% variabel IPM dipengaruhi oleh variabel HLS, RLS, UHH dan PPK sedangkan sisanya dipengaruhi oleh vektor atau variabel lain.

Selanjutnya akan dilakukakn Uji parsial dengan menggunakan nilai t yang terdapat pada Tabel 4. Jika nilai $t_{hitung} > t_{tabel}$ maka koefisien regresi variabel bebas dan *intercept* signifikan terhadap model. Dari Tabel 4 diperoleh bahwa semua nilai $t_{hitung} > t_{tabel}(t_{0,05;29}) = 2,0452$ maka keputusannya adalah hipotesis menolak H_0 artinya variabel bebas mempengaruhi IPM di Indonesia tahun 2020. Oleh karena semua t_{hitung} (setiap variabel) $> T_{tabel}$, maka dapat disimpulkan bahwa variabel bebas yang berpengaruh terhadap IPM adalah HLS, RLS, UHH dan PPK.

Tabel 4. Uji Parsial

Variabel	t_{hitung}	Kesimpulan
HLS (X_1)	13,930	Signifikan
RLS (X_2)	13,202	Signifikan
UHH (X_3)	20,026	Signifikan
PPK (X_4)	25,979	Signifikan

3.3 Model Geographically Weighted Regression (GWR)

Pemodelan GWR dapat dilakukan jika asumsi bahwa parameter model regresi dipengaruhi oleh faktor lokasi pengamatan (provinsi) terpenuhi. Hal ini juga sering diisitilahkan dengan terjadinya kasus heterokedastisitas spasial pada data IPM di Indonesia. Berdasarkan pengolahan data diperoleh uji *Variance Inflation Factor (VIF)* kurang dari 10 dan nilai statistic *Breuch-Pagan (PB)* adalah 9,964 dengan nilai p sebesar

0,041, maka dapat disimpulkan terjadi kasus heterokedastisitas spasial pada data ini. Oleh karena itu dapat dilakukan pemodelan GWR. Langkah selanjutnya adalah menentukan letak geografis tiap provinsi di Indonesia. Langkah kedua adalah menentukan *bandwidth optimum* dengan metode *Cross Validation (CV)* dengan tujuan memberikan jangkauan wilayah satu dengan wilayah lainnya yang masih memberikan keterkaitan (ketetanggaan). Nilai *bandwidth* (dapat dilihat pada Tabel 5) dapat digunakan untuk mendapatkan matriks pembobot spasial pada setiap Provinsi di Indonesia. Pemilihan *bandwidth* terbaik adalah dengan meminimumkan nilai *Cross Validation (CV)*. Tabel 5 adalah daftar nilai *bandwidth* terbaik untuk setiap lokasi.

Tabel 5. Nilai *Bandwidth* Setiap Lokasi

Provinsi	<i>Bandwidth</i>	Provinsi	<i>Bandwidth</i>
Aceh	10,797074	Nusa Tenggara Barat	5,808784
Sumatera Utara	7,131163	Nusa Tenggara Timur	8,611708
Sumatera Barat	4,829848	Kalimantan Barat	6,311328
Riau	4,368299	Kalimantan Tengah	5,386717
Jambi	3,036516	Kalimantan Selatan	5,212769
Sumatera Selatan	3,478361	Kalimantan Timur	4,183570
Bengkulu	3,939192	Kalimantan Utara	6,297980
Lampung	3,366451	Sulawesi Utara	6,479259
Kep. Bangka Belitung	3,844246	Sulawesi Tengah	4,325531
Kepulauan Riau	4,582024	Sulawesi Selatan	5,153200
Dki Jakarta	3,848911	Sulawesi Tenggara	5,749304
Jawa Barat	3,494852	Gorontalo	5,077205
Jawa Tengah	4,678872	Sulawesi Barat	4,506284
D I Yogyakarta	4,800882	Maluku	7,424880
Jawa Timur	4,569583	Maluku Utara	7,121388
Banten	4,079511	Papua Barat	11,79806
Bali	5,399686	Papua	14,18848

Setelah nilai *bandwidth* didapatkan selanjutnya menentukan matriks pembobotan untuk setiap lokasi, terlebih dahulu dilakukan perhitungan jarak *Euclidean* masing-masing lokasi. Pemodelan GWR dilakukan dengan memasukkan pembobotan spasial menggunakan metode *Weighted Least Square (WLS)*. Matriks pembobotan yang digunakan adalah matriks yang elemen-elemennya merupakan fungsi kernel yang terdiri dari jarak antar lokasi pengamatan (jarak *Euclidean*) berdasarkan *longitude* dan *latitude* provinsi di Indonesia. Tabel 6 adalah salah satu sampel jarak *Euclidean* yang bersentral di Provinsi Riau terhadap provinsi-provinsi lain di Indonesia.

Tabel 6. Jarak *Euclidean* setiap Lokasi pada Provinsi Riau

Provinsi	<i>Latitude</i>	<i>Longitude</i>	Jarak <i>Euclidean</i>
Aceh	5,553	95,319	7,92916
Sumatera Utara	3,590	98,674	4,13527
Sumatera Barat	-0,925	100,363	1,81379
Riau	0,526	101,452	0,00000
Jambi	-1,640	102,946	2,63110

Sumatera Selatan	-2,989	104,757	4,82500
Bengkulu	-3,519	102,536	4,18776
Lampung	-5,446	105,264	7,08562
Kep, Bangka Belitung	-2,121	106,113	5,36091
Kepulauan Riau	0,924	104,446	3,02078
Dki Jakarta	-6,175	106,827	8,59123
Jawa Barat	-6,934	107,605	9,67090
Jawa Tengah	-6,990	110,423	11,70405
D I Yogyakarta	-7,978	110,367	12,32105
Jawa Timur	-7,246	112,738	13,70354
Banten	-6,105	105,988	8,03514
Bali	-8,652	115,219	16,54674
Nusa Tenggara Barat	-8,584	116,107	17,25600
Nusa Tenggara Timur	-10,163	123,602	24,59464
Kalimantan Barat	-0,023	109,345	7,91224
Kalimantan Tengah	-2,207	113,916	12,76108
Kalimantan Selatan	-3,319	114,593	13,69197
Kalimantan Timur	-0,502	117,139	15,72138
Kalimantan Utara	2,842	117,369	16,08470
Sulawesi Utara	1,490	124,841	23,40915
Sulawesi Tengah	-0,905	119,872	18,47620
Sulawesi Selatan	-5,134	119,412	18,83173
Sulawesi Tenggara	-3,992	122,518	21,54547
Gorontalo	0,719	122,456	21,00490
Sulawesi Barat	-2,676	118,885	17,72482
Maluku	-3,696	128,179	27,05865
Maluku Utara	0,785	127,383	25,93290
Papua Barat	-0,861	134,077	32,65466
Papua	-4,095	136,633	35,48329

Nilai jarak *Euclidean* tersebut digunakan untuk menentukan nilai pembobot tiap lokasi pengamatan dengan menentukan nilai *bandwidth* yang berbeda di tiap lokasi pengamatan terlebih dahulu. Setelah menentukan *bandwidth* dan jarak *Euclidean* untuk setiap lokasi, maka akan disubstitusikan ke dalam fungsi pembobotan *adaptive kernel Gaussian*. Sebagai contoh jarak *Euclidean* yang diberikan antar Provinsi Riau dengan beberapa provinsi tetangga adalah sebagai berikut:

1. Provinsi Riau ke Provinsi Sumatera Utara

$$w_i = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_i}{b_i} \right)^2 \right] = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{4,13527}{4,368299} \right)^2 \right]$$

2. Provinsi Riau ke Provinsi Sumatra Barat

$$w_i = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_i}{b_i} \right)^2 \right] = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{1,813793}{4,368299} \right)^2 \right]$$

Maka, persamaan GWR yang diperoleh di Provinsi Riau adalah sebagai berikut :

$$\hat{Y}_{Riau} = 8,7190 + 0,9705X_1 + 1,2210X_2 + 0,4414X_3 + 0,00078X_4$$

Sedangkan untuk model Provinsi Sumatera Barat dan Sumatera Utara sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{Sumatera\ Barat} = 8,8973 + 0,9766X_1 + 1,1722X_2 + 0,4403X_3 + 0,0008X_4$$

$$\hat{Y}_{Sumatera\ Utara} = 8,4219 + 0,9766X_1 + 1,1358X_2 + 0,4619X_3 + 0,0008X_4$$

Artinya, model GWR menghasilkan persamaan yang banyak dan bervariasi sesuai dengan jumlah lokasi (provinsi). Hal ini menunjukkan bahwa, setiap wilayah provinsi memiliki karakteristik yang berbeda, dan diperlukan kebijakan yang berbeda pula antara wilayah. Dengan demikian, dalam penelitian ini menghasilkan 34 persamaan GWR yang berbeda.

3.4 Pemilihan Model

Pemilihan model terbaik merupakan proses evaluasi model untuk mengetahui seberapa besar kesesuaian setiap model dengan data. Model terbaik akan dipilih dengan menggunakan nilai standar R^2 maksimum dan AIC minimum. Hasil perbandingan antara model Regresi Linier berganda dengan GWR dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan Model Regresi Linier Berganda dan GWR

Metode	R^2	AIC
Regresi Linier Berganda	0,9938	22,556
<i>Geographically Weigted Regression</i>	0,9985	-18,433

Model GWR pada IPM di Indonesia pada tahun 2020 merupakan model yang lebih baik dibandingkan dengan model regresi linier berganda. Nilai R^2 maksimum dan AIC minimum merupakan kriteria model terbaik. Tabel 7 menunjukkan bahwa pemodelan IPM di Indonesia menggunakan GWR adalah hal yang tepat jika dibandingkan dengan pemodelan Regresi berganda.

3.5 Diskusi

Pada penelitian ini semua variabel bebas berpengaruh terhadap variabel Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Adapun variabel bebas yang digunakan pada penelitian ini yaitu Harapan Lama Sekolah (X_1), Rata-Rata Lama Sekolah (X_2), Umur Harapan Hidup (X_3) dan Pengeluaran Per Kapita (X_4) dan variabel terikat yang digunakan yaitu Indeks Pembangunan Manusia (Y). Beberapa penelitian terdahulu telah melakukan penelitian mengenai *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan fungsi pembobot yang berbeda-beda.

Seiring dengan penelitian Maulana [2] yang menghasilkan Model GWR adalah tepat untuk memodelkan IPM di Indonesia pada tahun 2015 dengan menggunakan variabel bebasnya yaitu Angka Harapan Hidup (AHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS) dan Pengeluaran Perkapita yang disesuaikan (PPD). Namun, pada penelitian ini hanya terdapat 32 Provinsi yang dipengaruhi oleh variabel AHH, HLS, RLS, PPD dan terdapat 2 Provinsi yang hanya dipengaruhi oleh variabel AHH, HLS, RLS yaitu Provinsi Bengkulu dan Gorontalo. Perbedaan lainnya terdapat pada koefisien regresi pada masing-masing Provinsi.

Sementara, pada penelitian Ramadan [21] menggunakan data IPMa tahun 2014 juga menganalisis GWR dari sudut pandang Kesehatan. Ia menemukan variabel yang berpengaruh terhadap IPM yaitu Rasio pengangguran, rasio doktr, PDRB ADHK, rasio

puskesmas dan kepadatan penduduk. Namun tidak semua variabel berpengaruh di setiap lokasi, untuk rasio pengangguran berpengaruh disemua lokasi kecuali di Kabupaten Pekalongan.

Sementara pada penelitian [22] menggunakan variabel bebas yaitu Angka Harapan Hidup (AHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS), Pengeluaran Perkapita yang disesuaikan (PPD), Puskesmas, Rumah Tangga yang menempati rumah layak huni dan Pengangguran Terbuka (PT) dan menggunakan variabel IPM pada tahun 2016 di Indonesia. Adapun variabel yang signifikan yaitu AHH, RLS, PPD, persentase rumah layak huni dan PT.

Berdasarkan penelitian diatas terdapat variabel bebas yang sama dalam mempengaruhi IPM yaitu AHH, RLS, PPD dan terdapat juga variabel yang berbeda. Hal ini disebabkan oleh faktor lokasi/daerah penelitian dan tahun yang berbeda.

4. Kesimpulan

Rata-rata Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia adalah 71,08% dimana nilai IPM terendah berada pada Provinsi Papua dengan nilai 60,44 sedangkan nilai IPM tertinggi adalah 80,77 berada pada Provinsi DKI Jakarta. Terdapat 1 provinsi dengan IPM kategori sangat tinggi, 22 provinsi yang termasuk kedalam kategori tinggi, 11 provinsi yang termasuk kedalam kategori sedang dan tidak terdapat provinsi yang termasuk kedalam kategori rendah. Keabakan model GWR dapat menggunakan nilai R^2 dan AIC . Hasil yang didapatkan model GWR mampu memaksimalkan nilai R^2 sebesar 99,85% dan nilai AIC sebesar $-18,433$.

Daftar Pustaka

- [1] S. Joanne, L. Ronald, and J. Djami, "Menggunakan Metode Stepwise (Model of Ambon City Human Development Index (HDI) Using Stepwise Method) Variabel Penelitian," *Journal Of Statistics and Its Applications*, vol. 2, pp. 45–52, 2010.
- [2] A. Maulana, R. Meilawati, and V. Widiastuti, "Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Metode Baru Menurut Provinsi Tahun 2015 Menggunakan Geographically Weighted Regression (GWR)," *Indonesian Journal of Applied Statistics*, vol. 2, no. 1, p. 21, 2019, doi: 10.13057/ijas.v2i1.26170.
- [3] Y. Karyono, E. Tusianti, I. G. N. A. R. Gunawan, A. Nugroho, and A. Clarissa, *Indeks Pembangunan Manusia 2020*. Jakarta: Badan Pusay Statistik, 2021.
- [4] A. C. Rencher and G. B. Schaalje, *Linear Models in Statistics*. Singapore: John Wiley & Sons Inc, 2008.
- [5] S. Haryanto and G. A. Andriani, "Pemodelan Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Tengah Menggunakan Geographically Weighted Regression (Gwr)," *Litbang Sukowati*, vol. 4, no. 2, p. 10, 2019, doi: 10.32630/sukowati.v4i2.122.
- [6] M. F. Agustina, R. Wasono, and M. Y. Darsyah, "Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) pada Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah," *Statistika*, vol. 3, no. 2, pp. 67–74, 2015.
- [7] K. Amelia, L. O. Asril, and L. Febrianti, "Pemodelan Incident Rate Demam Berdarah Dengue di Indonesia yang Berkaitan dengan Faktor Lingkungan Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression (Gwr)," *Ekologia*, vol. 20, no. 2, pp. 64–73, 2020, doi: 10.33751/ekologia.v20i2.2167.
- [8] N. Lutfiani, Sugiman, and S. Mariani, "Pemodelan Geographically Weighted

- Regression (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bi-Square,” *Unnes Journal of Mathematics*, vol. 8, no. 1, pp. 82–91, 2019, doi: 10.15294/ujm.v8i1.17103.
- [9] I. Maggri and D. Ispriyanti, “Pemodelan Data Kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat dengan Metode Geographically Weighted Regression (GWR),” *Media Statistika*, 2005.
- [10] I. F. Mahdy, “Pemodelan Jumlah Kasus Covid-19 di Jawa Barat Menggunakan Geographically Weighted REgression,” *Seminar Nasional Official Statistics*, 2020.
- [11] V. S. Ratnasari Panji Anugrah, P. A. Simamora, and V. Ratnasari, “Pemodelan Persentase Kriminalitas dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Jawa Timur dengan Pendekatan Geographically Weighted Regression (GWR),” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 3, no. 1, pp. D18–D23, 2014, [Online]. Available: http://ejurnal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/view/6107.
- [12] A. R. Tizona, R. Geojantoro, and Wasono, “Pemodelan Geographically Weighted Regression (Gwr) dengan Fungsi Pembobot Adaptive Kernel Bisquare untuk Angka Kesakitan Demam Berdarah di Kalimantan Timur Tahun 2015,” *Jurnal Eksponensial*, vol. 8, no. 1, pp. 87–94, 2017.
- [13] I. Sartika and N. N. Debatara, “Analisis Regresi dengan Metode Least Absolute Shrinkage And Selection Operator (LASSO) dalam Mengatasi Multikolinieritas,” *Buletin Ilmiah Math Stat dan Terapan (Bimaster)*, vol. 09, no. 1, pp. 31–38, 2020.
- [14] T. W. Utami, A. Rohman, and A. Prahutama, “Pemodelan Regresi Berganda dan Geographically Weighted Regression pada Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Tengah,” *Media Statistika*, vol. 9, no. 2, p. 133, 2017, doi: 10.14710/medstat.9.2.133-147.
- [15] K. Isbiyantoro, Y. Wilandari, and Sugito, “Perbandingan Model Pertumbuhan Ekonomi di Jawa Tengah dengan Metode Regresi Linier Berganda dan Metode Geographically Weighted Regression,” *Jurnal Gaussian*, vol. 35, no. 3, pp. 461–469, 2014.
- [16] G. Mardiatmoko, “Pentingnya Uji Asumsi Klasik pada Analisis Regresi Linier Berganda,” *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 14, no. 3, pp. 333–342, 2020, doi: 10.30598/barekengvol14iss3pp333-342.
- [17] B. S. Yandell and L. Anselin, *Spatial Econometrics: Methods and Models.*, vol. 85, no. 411. 1990.
- [18] R. W. Elzati, A. Adnan, R. Yendra, and M. N. Muhajir, “The Analysis Relationship of Poverty, nemployment and Population with the Rates of Crime using Geographically Weighted Regression (GWR) in Riau province,” *Applied Mathematical Sciences*, vol. 14, no. 6, pp. 291–299, 2020, doi: 10.12988/ams.2020.914196.
- [19] A. S. Fotheringham, C. Brunson, and M. Charlton, *Geographically Weighted Regression*. England: John Wiley & Sons, Ltd, 2002.
- [20] A. Maulani, N. Herrhyanto, and M. Suherman, “Aplikasi Model Geographically Weighted Regression (Gwr) untuk Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kasus Gizi Buruk Anak Balita Di Jawa Barat,” *Jurnal EurekaMatika*, vol. 4, no. 1, pp. 46–63, 2016.
- [21] A. Ramadan, R. D. Bekt, and J. Statistika, “Analisis Indeks Pembangunan Manusia

- di Kabupaten dan Kota Provinsi Jawa Tengah Tahun 2014 Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression (Studi Kasus pada Data Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014 Di Provinsi Jawa Tengah),s" *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, vol. 2, no. 2, pp. 59–66, 2017.
- [22] Z. Putri, *Pemodelan Indeks Pembangunan Manusiia Menggunakan Geographically Weighted Regression (GWR)*. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.