

Penerapan geographically weighted regression (GWR) dalam menganalisis kemiskinan di Pulau Jawa tahun 2022

(Utilizing geographically weighted regression (GWR) for poverty analysis on Java Island in 2022)

Jeremia Novaldi*, Novi Hidayat Puspongoro

Politeknik Statistika STIS, Jakarta

*korespondensi: 212011539@stis.ac.id

Received: 28-02-2023, accepted: 05-02-2024

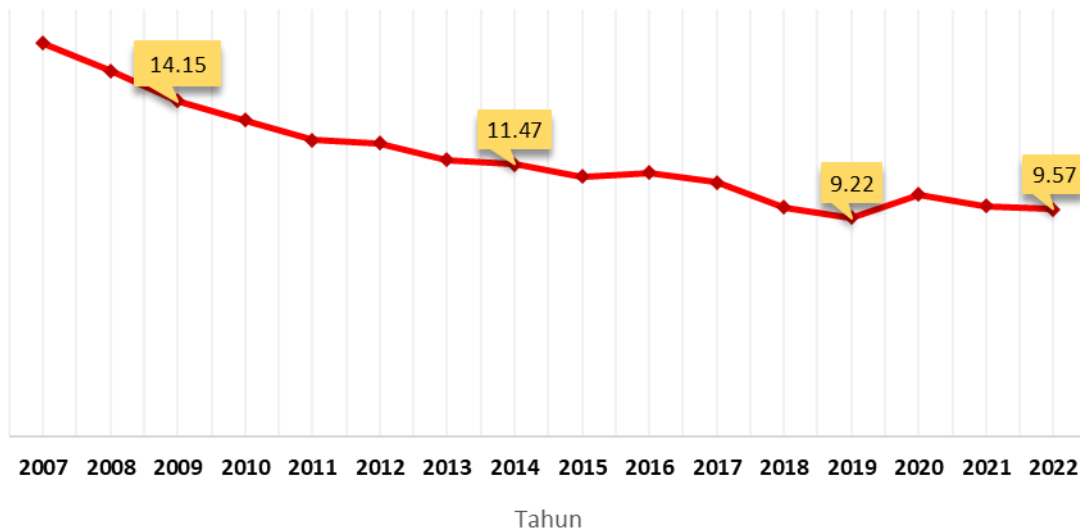
Abstract. Poverty is a priority issue for Indonesia. However, efforts to eradicate poverty in Indonesia have always failed to fulfill the targets set out in the RPJMN. Java Island, which is known as the center of the economy, has not yet solved this poverty problem. In 2022, the majority of provinces on Java Island still have a higher poverty rate than the target in the 2020-2024 RPJMN, which is 6.5-7 percent. Therefore, the objective of this study is to analyze the relationship between the socio-economic conditions of the society, represented by aspects of education, health, and income, and poverty in 119 regencies or cities on Java Island. Geographically weighted regression (GWR) with a fixed bi-square kernel is applied to fulfill the study objective. The results showed that poverty is affected by RLS in 84 districts/cities, influenced by AHH in 15 regencies or cities, and influenced by AHH and income per capita in 8 regencies or cities. However, these three variables do not affect the poverty rate in the 12 regencies or cities.

Keywords: Poverty, GWR, spatial analysis, socioeconomic

MSC2020: 91B72

1. Pendahuluan

Kemiskinan merupakan permasalahan multidimensi yang dirasakan mayoritas negara di dunia. Meskipun telah terjadi perkembangan selama setengah abad terakhir, negara-negara berkembang masih mengalami kemiskinan yang parah [1]. Kemiskinan yang merupakan masalah universal membuat penyelesaiannya menjadi tujuan utama *Sustainable Development Goals* (SDGs) yang dideklarasikan oleh PBB pada tahun 2015 [2]. Menurut Badan Pusat Statistik, seseorang dapat dikatakan miskin apabila memiliki pengeluaran per bulan yang masih di bawah garis kemiskinan [3].

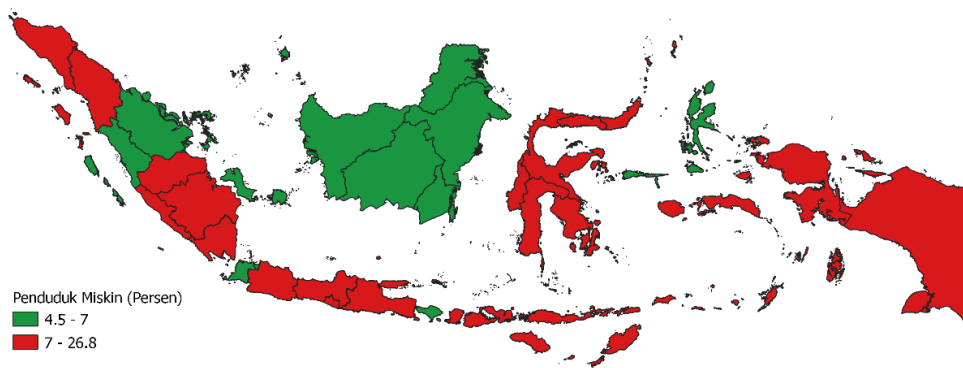


Sumber : BPS (diolah)

Gambar 1. Tingkat kemiskinan Indonesia tahun 2007-2019

Gambar 1 menunjukkan bahwa tingkat kemiskinan secara umum mengalami penurunan dari tahun 2007 sampai 2019. Hal ini menandakan adanya perkembangan dalam upaya pengentasan kemiskinan di Indonesia. Namun, penurunan tersebut masih jauh dari target pemerintah di dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) yang menargetkan tingkat kemiskinan pada tahun 2009 di angka 8.2 persen, tahun 2014 sebesar 8 – 10 persen, tahun 2019 di angka 7 – 8 persen, dan tahun 2024 di angka 6,5 – 7 persen. Adanya pandemi COVID-19 juga kembali memperparah kondisi kemiskinan di Indonesia [4]–[6]. Hal tersebut tergambarkan dari persentase penduduk miskin yang stagnan di 9 persen pada tahun 2022.

Gambar 2 menunjukkan bahwa meskipun Pulau Jawa merupakan pusat ekonomi dari Indonesia, mayoritas provinsi masih memiliki persentase penduduk miskin di atas target nasional menurut RPJMN 2024 pada tahun 2022. Hal ini sangat memprihatinkan mengingat separuh penduduk Indonesia tinggal di Pulau Jawa. Dengan demikian, penurunan persentase penduduk miskin di Pulau Jawa akan sangat berpengaruh terhadap penurunan jumlah penduduk miskin di Indonesia.



Sumber : BPS (diolah)

Gambar 2. Persentase penduduk miskin menurut provinsi tahun 2022

Setiap daerah memiliki karakteristiknya sendiri baik dari faktor geografis, sosial budaya, maupun faktor lainnya yang berbeda dari daerah lainnya [7]. Perbedaan karakteristik inilah yang menyebabkan adanya efek spasial. Efek spasial ini dapat dibagi menjadi autokorelasi spasial dan heterogenitas spasial [8]. Oleh karena itu, analisis spasial diperlukan dalam menganalisis masalah kemiskinan.

Beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya adalah penerapan *Geographically Weighted Regression* (GWR) untuk menganalisis hubungan antara kemiskinan, pengangguran, dan kriminalitas di Provinsi Riau [9]; penerapan GWR untuk menganalisis dampak indeks pembangunan manusia (IPM) dan persentase populasi terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah [10]; Penerapan GWR dalam menganalisis hubungan antara kemiskinan dan faktor geografis di Provinsi Sichuan, Tiongkok [11]; Penerapan GWR dengan pembobot *bi-square* dalam memodelkan kemiskinan di Provinsi Jawa Barat [12]; dan perbandingan *Spatial Error Model* (SEM) dan GWR dalam memodelkan kemiskinan di Provinsi Jawa Timur [13]. Berdasarkan penelitian terdahulu dan permasalahan yang disebutkan, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan kondisi sosial ekonomi yang berfokus pada pendidikan, kesehatan dan pendapatan dengan kemiskinan pada kabupaten/kota di Pulau Jawa menggunakan metode GWR. Metode ini akan memberikan informasi spesifik mengenai variabel-variabel yang memengaruhi kemiskinan di tiap-tiap kabupaten/kota.

2. Metodologi

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) yang dapat diakses melalui bps.go.id. Data yang digunakan terdiri dari 119 observasi yang merupakan kabupaten/kota di Jawa dan 4 variabel, yaitu persentase penduduk miskin (PPM), pengeluaran perkapita (INCOME), rata-rata lama sekolah (RLS), dan angka harapan hidup (AHH). Variabel PPM merupakan variabel dependen yang

merepresentasikan kemiskinan. Sementara itu, ketiga variabel lainnya merupakan variabel independen yang merepresentasikan pendapatan, pendidikan, dan kesehatan.

Tabel 1. Operasional variabel

Variabel	Satuan	Deskripsi
PPM	Persen	Persentase penduduk miskin
INCOME	Juta/Tahun	Pendapatan perkapita
RLS	Tahun	Rata-rata lama sekolah
AHH	Tahun	Angka harapan hidup saat lahir

Analisis regresi digunakan untuk menganalisis dampak suatu variabel terhadap variabel lainnya [14]. Regresi linier memodelkan hubungan antara satu variabel dependen dengan beberapa variabel independen secara linier. Model umum regresi linier dapat dilihat pada persamaan (1).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_p X_{ip} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Estimasi parameter regresi linear menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) yang meminimumkan residual kuadrat dari model. OLS disebut sebagai *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE) jika memenuhi beberapa asumsi [15], yaitu :

1. Normalitas

Asumsi ini mewajibkan nilai residual dari penduga mengikuti distribusi normal dengan rata-rata nol serta varians σ^2 , yaitu $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$. Uji Jarque-Bera digunakan untuk menguji apakah *kurtosis* dan *skewness* sesuai dengan distribusi normal [16].

2. Homokedastisitas

Asumsi ini mensyaratkan varians dari residual yang bersifat konstan, yaitu $Var(\varepsilon_i) = \sigma^2$ untuk semua i . Asumsi ini dapat diuji dengan Uji Breusch-Pagan yang meregresikan variabel penjelas terhadap residual kuadrat model [17].

3. Nonautokorelasi

Asumsi ini mensyaratkan kovarians di antara residual yang bernilai nol, atau tidak ada korelasi antar individu $Cov(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0$. Asumsi ini digunakan apabila data merupakan *time series*.

4. Nonmultikolinearitas

Asumsi ini menyatakan bahwa di antara variabel penjelas tidak ada hubungan yang kuat. Pelanggaran asumsi ini dilihat menggunakan nilai *variance inflation factor* (VIF) yang lebih dari 10.

Geographically Weighted Regression (GWR) dihasilkan dari pengembangan regresi linear yang bersifat umum/global menjadi regresi lokal di mana tiap lokasi diberi penimbang [18], [19]. Berbeda dengan regresi global, GWR membedakan koefisien

parameter tiap variabel penjelas di tiap lokasi. GWR diestimasi menggunakan *Weighted Least Square* (WLS). Model ini digunakan apabila terdapat heterogenitas spasial yang ditandai dengan adanya heterokedastitas pada regresi global. Model umum GWR dapat dilihat pada persamaan (2).

$$Y_j = \beta_0(u_j, v_j) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_j, v_j)X_{jk} + \varepsilon_j \quad (2)$$

Y_j merupakan nilai variabel dependen pada lokasi ke- j , X_{jk} merupakan variabel independen ke- k pada lokasi ke- j , (u_j, v_j) merupakan koordinat dari lokasi ke- j , $\beta_0(u_j, v_j)$ merupakan intersep pada lokasi ke- j , $\beta_k(u_j, v_j)$ merupakan parameter dari variabel penjelas ke- k pada lokasi ke- j , dan ε_j merupakan *error term* dari lokasi ke- j .

Kriteria ketetangaan pada model GWR menggunakan jarak yang ditentukan oleh fungsi Kernel [20], [21]. Fungsi Kernel ini digunakan untuk membuat penimbang pada tiap-tiap lokasi. Penelitian ini menggunakan fungsi Kernel Gaussian dan *bi-square*, yang masing-masing dapat dilihat pada persamaan (3) dan persamaan (4).

$$w_j(u_k, v_k) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{jk}}{h} \right)^2 \right] \quad (3)$$

$$w_j(u_k, v_k) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{jk}}{h} \right)^2 \right]^2, & d_{ij} < h \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (4)$$

Dimana $d_{jk} = \sqrt{(u_j - u_k)^2 + (v_j - v_k)^2}$ yang merupakan jarak Euclidean antara lokasi j dan k , h merupakan bandwidth atau *smoothing parameter* bernilai positif. Fungsi di atas akan bersifat *fixed* apabila memiliki *bandwidth* yang sama di tiap lokasi dan bersifat *adaptive* apabila berbeda di tiap lokasi [22].

Model terbaik dipilih berdasarkan beberapa kriteria seperti *Akaike Information Criterion* (AIC), *Corrected AIC* (AICc), *Bayesian Information Criteria* (BIC), R^2 dan *Adjusted R²*. Model akan semakin baik apabila memiliki nilai AIC, AICc, dan BIC yang semakin kecil serta R^2 dan *Adjusted-R²* yang semakin besar.

Penelitian ini menggunakan aplikasi QGIS untuk melakukan visualisasi data, aplikasi GeoDa untuk melakukan analisis regresi global, dan aplikasi GWR4 untuk melakukan analisis GWR. Alur penelitian untuk mencapai tujuan adalah:

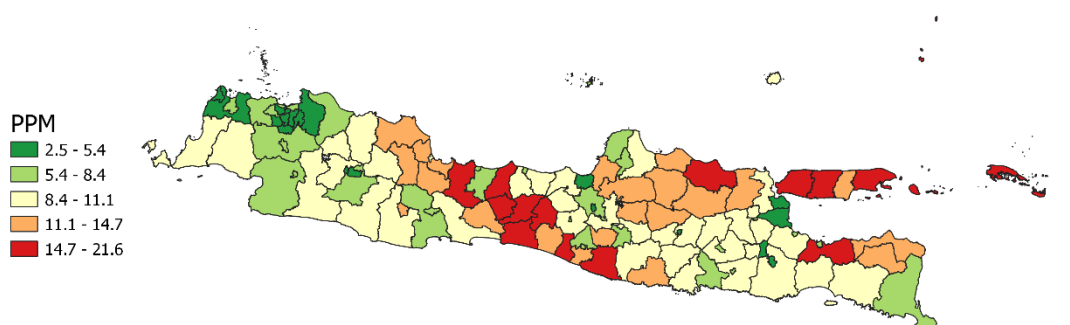
1. Melakukan analisis secara deskriptif
2. Melakukan pemodelan menggunakan regresi linear

3. Melakukan pengecekan asumsi klasik
4. Melakukan pengecekan variabilitas spasial
5. Melakukan pemodelan dengan GWR
6. Menentukan model GWR terbaik
7. Menginterpretasikan model GWR terpilih

3. Hasil dan Pembahasan

Gambar 3 menunjukkan kondisi kemiskinan dan sosial ekonomi dari kabupaten/kota di Jawa. Daerah ibukota provinsi dan sekitarnya cenderung memiliki tingkat kemiskinan yang rendah. Sebaliknya, daerah yang semakin jauh dari ibukota atau pusat perekonomian suatu provinsi cenderung memiliki tingkat kemiskinan yang semakin tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa perekonomian di suatu wilayah berpengaruh pada wilayah sekitarnya. Sejalan dengan itu, daerah-daerah yang memiliki tingkat kemiskinan yang lebih rendah cenderung memiliki masyarakat dengan tingkat pendidikan dan tingkat kesehatan yang lebih tinggi [23], [24].

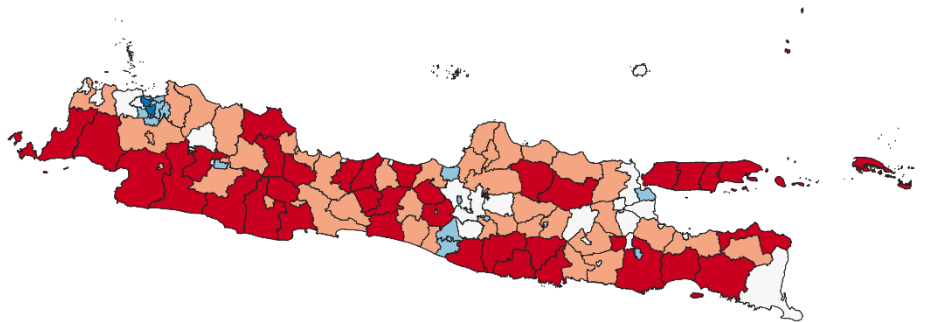
Namun, persebaran pendapatan di kabupaten/kota di Pulau Jawa masih sangatlah timpang. Gambar 4 menunjukkan bahwa mayoritas daerah memiliki pendapatan perkapita yang kurang dari 12 juta per tahun dan sedikit wilayah yang memiliki pendapatan per kapita yang lebih dari 15 juta per tahun. Selain itu, ketimpangan pendidikan dan kesehatan juga masih terjadi di kabupaten/kota di Pulau Jawa. Ketimpangan ini terlihat pada Gambar 5 dan 6 yang menunjukkan bahwa hanya terdapat beberapa daerah yang memiliki RLS di atas 9,75 tahun dan AHH di atas 75,5 tahun. Adanya ketimpangan yang terjadi baik pada pendapatan, pendidikan, maupun kesehatan mengindikasikan adanya heterogenitas spasial di antara kabupaten/kota yang ada di Pulau Jawa. Dengan demikian, hubungan antara kondisi sosial-ekonomi yang dicerminkan melalui kondisi pendidikan, kesehatan, dan pendapatan, dengan tingkat kemiskinan daerah di Pulau Jawa perlu dikuantifikasi agar pemerintah dapat mengetahui variabel apa yang paling penting dalam mengurangi kemiskinan suatu daerah.



Sumber: BPS Indonesia (diolah)

Gambar 3. Persentase penduduk miskin kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2022

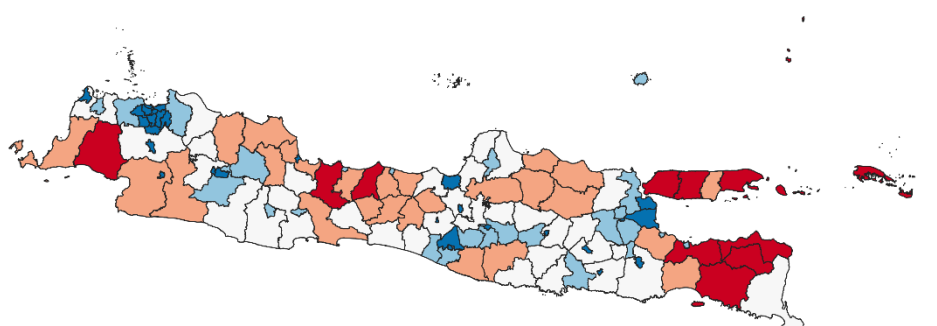
INCOME
 8.2 - 10.3
 10.3 - 12.1
 12.1 - 14.9
 14.9 - 19.3
 19.3 - 24.2



Sumber: BPS Indonesia (diolah)

Gambar 4. Pendapatan per-kapita kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2022

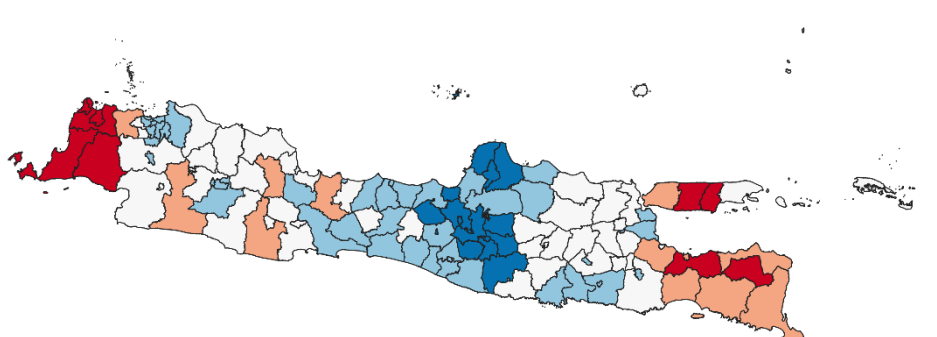
RLS
 5.06 - 6.63
 6.63 - 7.49
 7.49 - 8.34
 8.34 - 9.75
 9.75 - 11.89



Sumber: BPS Indonesia (diolah)

Gambar 5. Rata-rata lama sekolah (RLS) kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2022

AHH
 65.2 - 68.5
 68.5 - 71.1
 71.1 - 73.3
 73.3 - 75.5
 75.5 - 77.8



Sumber: BPS Indonesia (diolah)

Gambar 6. Angka harapan hidup (AHH) kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2022

Tabel 2. Hasil estimasi regresi linier

Variabel	Koefisien	Std. Error	t-Stat	p-value
Intercept	12,316	7,132	1,727	0,087
INCOME	-0,011	0,144	-0,075	0,940
RLS	-1,858	0,267	-6,963	0,000
AHH	0,183	0,104	1,762	0,081

Berdasarkan Tabel 2, pemodelan menggunakan regresi linear menunjukkan bahwa hanya variabel pendidikan yang berpengaruh secara signifikan ($\alpha = 5\%$) pada tingkat kemiskinan kabupaten/kota di Pulau Jawa di mana setiap kenaikan RLS sebesar 1 tahun

akan menurunkan persentase penduduk miskin sebesar 1,86 persen. Sementara itu, variabel pendapatan dan kesehatan tidak berpengaruh terhadap kemiskinan. Persamaan regresi global ditunjukkan pada persamaan (5).

$$\widehat{PPM}_i = 12,316 - 0,011INCOME_i - 1,858RLS_i + 0,1834AHH_i \quad (5)$$

Tabel 3. Asumsi klasik model regresi linier

Asumsi	Metode	Keputusan	Kesimpulan
Normalitas	Uji Jarque-Bera	Gagal Tolak H ₀	Terpenuhi
Homokedastisitas	Uji Breusch-Pagan	Tolak H ₀	Tidak Terpenuhi
Nonmultikolinearitas	VIF	VIF < 10	Terpenuhi

Berdasarkan Tabel 3, regresi linier hanya memenuhi asumsi normalitas dan multikolinearitas. Terlanggarnya asumsi homokedastisitas menunjukkan adanya gejala heterogenitas spasial pada data sehingga pemodelan GWR dapat dilakukan.

Tabel 4. Variabilitas spasial

Variabel	DIFF of Criterion	Kesimpulan
INCOME	1,788	Variabel Lokal
RLS	-63,249	Variabel Lokal
AHH	-498,781	Variabel Lokal

Tabel 4 menunjukkan hasil uji variabilitas spasial yang digunakan untuk menentukan variabel lokal dan global. Hasil uji tersebut menunjukkan bahwa seluruh variabel merupakan variabel lokal karena memiliki nilai *DIFF of Criterion* < 2 [25].

Tabel 5. Pemilihan kernel terbaik

Kernel	AIC	AICc	BIC	R ²	Adj-R ²
<i>Fixed Bi-Square</i> *	533,776*	548,254*	604,355	0,765*	0,682*
<i>Fixed Gaussian</i>	538,885	550,616	603,078	0,745	0,662
<i>Adaptive Bi-Square</i>	547,344	554,865	599,643	0,705	0,638
<i>Adaptive Gaussian</i>	562,783	586,352	586,352*	0,610	0,575

*: Kernel optimal pada kriteria tersebut

Tabel 6. Perbandingan GWR dan regresi global

Sumber	SS	DF	MS	F	Prob
<i>Global Residuals</i>	761,919	115,000			
<i>GWR Improvement</i>	94,333	5,893	16,006		
<i>GWR Residual</i>	667,586	109,107	6,119	2,616	0,028

Kernel *Fixed Bi-Square* terpilih menjadi kernel terbaik karena memiliki nilai AIC, AICc, R², dan Adj-R² yang paling optimal dibandingkan dengan ketiga tipe kernel lainnya meskipun *Adaptive Gaussian* memiliki nilai BIC paling kecil (lihat Tabel 5). Kemudian,

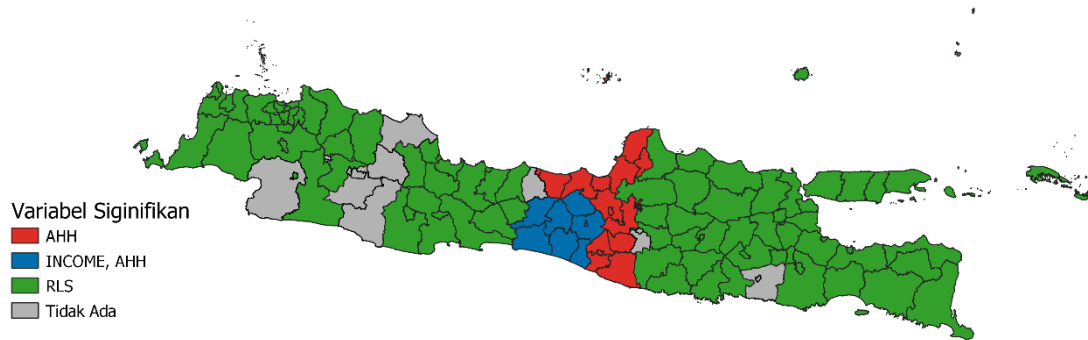
hasil GWR menggunakan *fixed bi-square* dibandingkan dengan regresi global untuk memastikan apakah model GWR lebih baik. Tabel 6 menunjukkan bahwa GWR lebih baik dibandingkan model regresi linear saat menjelaskan kemiskinan di kabupaten/kota yang berada di Pulau Jawa.

Tabel 7. Estimasi parameter GWR

Variabel	Min	Median	Mean	Max
<i>Intercept</i>	-8,213	34,273	37,797	103,250
INCOME	-0,763	-0,083	-0,115	0,854
RLS	-3,437	-1,214	-1,372	0,309
AHH	-1,140	-0,139	-0,202	0,594

Tabel 8. Variabel yang berpengaruh pada kemiskinan

Variabel Signifikan ($\alpha = 5\%$)	Nama Wilayah
Tidak Ada	Sukabumi, Bandung, Garut, Sumedang, Indramayu. Kota Bandung, Kota Cimahi, Sukoharjo, Kota Pekalongan, Kota Surakarta, Blitar, Kota Blitar
RLS	Kepulauan Seribu, Jakarta Selatan, Jakarta Timur, Jakarta Pusat, Jakarta Barat, Jakarta Utara, Bogor, Cianjur, Tasikmalaya, Ciamis, Kuningan, Cirebon, Majalengka, Subang, Purwakarta, Karawang, Bekasi, Bandung Barat, Pangandaran, Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Cirebon, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar, Cilacap, Banyumas, Purbalingga, Wonogiri, Karanganyar, Sragen, Grobogan, Blora, Rembang, Pati, Pemalang, Tegal, Brebes, Kota Tegal, Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, tuban, lamongan, Gresik, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kota Kediri, Kota Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu, Pandeglang, Lebak, Tangerang, Serang, Kota Tangerang, Kota Cilegon, Kota Serang, Kota Tangerang Selatan.
AHH	Boyolali, Klaten, Kudus, Jepara, Demak, Semarang, Kendal, Batang, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Bantul, Gunung Kidul, Sleman, Kota Yogyakarta.
INCOME dan AHH	Banjarnegara, Kebumen, Purworejo, Wonosobo, Magelang, Temanggung, Kota Magelang, Kulon Progo.



Sumber: pengolahan

Gambar 7. Variabel yang berpengaruh pada kemiskinan kabupaten/kota di Pulau Jawa

Model GWR menunjukkan adanya pengaruh dari variabel pendidikan (RLS), kesehatan (AHH), dan pendapatan (INCOME) terhadap tingkat kemiskinan (PPM) pada kabupaten/kota yang ada di Pulau Jawa. Berdasarkan model yang dibuat, variabel pendidikan berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan di 84 kabupaten/kota, variabel kesehatan berpengaruh di 23 kabupaten/kota, dan variabel pendapatan berpengaruh di 8 kabupaten/kota (lihat Tabel 8). Namun, ketiga variabel tersebut tidak berpengaruh terhadap kemiskinan di 12 kabupaten/kota. Koefisien pada regresi lokal yang dihasilkan dapat diinterpretasikan seperti regresi global, salah satunya adalah sebagai berikut.

$$\widehat{PPM}_{Magelang} = 95.479 - 0,619INCOME_{Magelang}^* + 0,010RLS_{Magelang} - 1,027AHH_{Magelang}^* \quad (6)$$

*sig. $\alpha = 5\%$

Persamaan (6) merupakan model regresi lokal untuk Magelang. Kenaikan pendapatan perkapita senilai 1 juta rupiah akan mengurangi persentase penduduk miskin di Magelang senilai 0,6 persen dan peningkatan angka harapan hidup (AHH) selama 1 tahun akan mengurangi persentase penduduk miskin di Magelang senilai 1,03 persen. Hasil estimasi parameter lokal seluruh daerah (119 kabupaten/kota) dapat diakses di ([Estimasi GWR](#)).

4. Kesimpulan

Model GWR mampu menjelaskan pengaruh kondisi sosial-ekonomi terhadap tingkat kemiskinan kabupaten/kota yang berada di Pulau Jawa. Estimasi persentase penduduk miskin dengan GWR menunjukkan bahwa terdapat 84 kabupaten/kota yang hanya dipengaruhi oleh RLS, 15 kabupaten/kota yang hanya dipengaruhi oleh AHH, dan 8 kabupaten/kota yang dipengaruhi oleh AHH dan pendapatan per kapita. Penelitian ini diharapkan mampu membantu pemerintah provinsi dan kabupaten/kota dalam mengatasi masalah kemiskinan dengan cara menfokuskan perbaikan pada kondisi sosial ekonomi masyarakat baik melalui aspek kesehatan, pendidikan, maupun pendapatan.

Daftar Pustaka

- [1] M. P. Todaro and S. C. Smith, *Economic Development*, 11th ed. Pearson Prentice Hall, 2011.
- [2] United Nations General Assembly, “Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development.” United Nations, 2015. [[CrossRef](#)]
- [3] Badan Pusat Statistik, *Penghitungan dan Analisis Kemiskinan Makro Indonesia*. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2022. [[CrossRef](#)]
- [4] A. Suryahadi, R. Al Izzati, and D. Suryadarma, “Estimating the impact of covid-19 on poverty in Indonesia,” *Bull. Indones. Econ. Stud.*, vol. 56, pp. 175–192, 2020. [[CrossRef](#)]
- [5] M. Buheji *et al.*, “The extent of COVID-19 pandemic socio-economic impact on global poverty. A Global Integrative Multidisciplinary Review,” *Am. J. Econ.*, vol. 10, no. 4, pp. 213–224, 2020. [[CrossRef](#)]
- [6] D. Gerszon Mahler, N. Yonzan, and C. Lakner, “The impact of COVID-19 on Global Inequality and Poverty,” 10198, 2022. [[CrossRef](#)]
- [7] H. Chen, “Analysis on geographical factors of regional economic development difference,” *Acad. J. Bus. Manag.*, vol. 4, no. 1, pp. 13–19, 2022. [[CrossRef](#)]
- [8] L. Anselin, “Spatial Econometrics : Methods and Models.” Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1988.
- [9] R. W. Elzati, A. Adnan, R. Yendra, and M. N. Muhajir, “The analysis relationship of poverty, unemployment and population with the rates of crime using geographically weighted regression (GWR) in Riau province,” *Appl. Math. Sci.*, vol. 14, no. 6, pp. 291–299, 2020. [[CrossRef](#)]
- [10] D. O. Mahara and A. Fauzan, “Impacts of human development index and percentage of total population on poverty using OLS and GWR models in Central Java, Indonesia,” *EKSAKTA J. Sci. Data Anal.*, vol. 2, no. 2, pp. 142–154, 2021. [[CrossRef](#)]
- [11] X. He, X. Mai, and G. Shen, “Poverty and physical geographic factors: An empirical analysis of sichuan province using the gwr model,” *Sustain.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–17, 2021. [[CrossRef](#)]
- [12] E. Sartika and S. Murniati, “Application of the geographically weighted regression (GWR) with the bi-square weighting function on the poverty model in the city/regency of West Java,” *Proc. 2nd Int. Semin. Sci. Appl. Technol. (ISSAT 2021)*, vol. 207, no. Issat, pp. 201–207, 2021. [[CrossRef](#)]

- [13] A. Rinaldi, Y. Susianto, B. Santoso, and W. Kusumaningtyas, “Spatial modeling for poverty: The comparison of spatial error model and geographic weighted regression,” *Al-Jabar J. Pendidik. Mat.*, vol. 12, no. 1, pp. 237–251, 2021. [[CrossRef](#)]
- [14] J. Arkes, *Regression Analysis: A Practical Introduction*, 2nd Editio. Routledge, 2023.
- [15] D. N. Gujarati and D. C. Porter, *Basic Econometrics*, 5th Editio. McGraw-Hill Irwin, 2008.
- [16] C. M. Jarque and A. K. Bera, “Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals,” *Econ. Lett.*, vol. 6, no. 3, pp. 255–259, 1980. [[CrossRef](#)]
- [17] Breusch and Pagan, “A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation,” *Econometrica*, vol. 47, no. 5, pp. 1287–1294, 1979. [[CrossRef](#)]
- [18] A. S. Fotheringham, C. Brundson, and M. Charlton, *Geographically Weighted Regression : The Analysis of Spatially Varying Relationship*. John Wiley & Sons, 2002.
- [19] C.-L. Mei, “Geographically weighted regression technique for spatial data analysis,” *Sch. Sci. Xi’an Jiaotong Univ.*, no. 1, 2005. [[GreenVersion](#)]
- [20] T. Oshan, L. J. Wolf, A. S. Fotheringham, W. Kang, Z. Li, and H. Yu, “A comment on geographically weighted regression with parameter-specific distance metrics,” *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 33, no. 7, pp. 1289–1299, 2019. [[CrossRef](#)]
- [21] A. P. Handayani, A. Deliar, I. Sumarto, and I. Syabri, “Inverse Distance Weighting interpolation on the optimum distribution of kernel-Geographically Weighted Regression for land price,” *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 389, no. 1, 2019. [[CrossRef](#)]
- [22] R. Putra, S. Wahyuning Tyas, and M. G. Fadhlurrahman, “Geographically Weighted Regression with The Best Kernel Function on Open Unemployment Rate Data in East Java Province,” *Enthusiastic Int. J. Appl. Stat. Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 26–36, 2022. [[CrossRef](#)]
- [23] X. Chen, T. Zhou, and D. Wang, “The Impact of Multidimensional Health Levels on Rural Poverty: Evidence from Rural China,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 7, 2022. [[CrossRef](#)]
- [24] Y. F. B. Flores, “Education and Poverty in Peru: A Review,” *Asian J. Educ. Soc. Stud.*, vol. 37, no. 4, pp. 55–62, 2022. [[CrossRef](#)]
- [25] T. Nakaya, “GWR4 user manual,” no. June 2009, 2012. [[GreenVersion](#)]