Jurnal EurekaMatika

Journal homepage: https://ejournal.upi.edu/index.php/JEM
doi: https://doi.org/10.17509/jem.v13i2.90368

Pemodelan *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) Penduga-M untuk Analisis Tingkat Keparahan Kemiskinan di Provinsi Jawa Barat Tahun 2023

*Fadhilla Amanda Fattuwarisa, Fitri Amanah**

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung
*Correspondence: fitriamanah@unisba.ac.id

A B S T R A K

Kemiskinan dipengaruhi oleh kondisi yang berbeda di setiap wilayah sehingga memerlukan pendekatan yang mampu menangkap variasi spasial. *Robust Geographically Weighted Regression* dengan penduga-M (RGWR-M) dan pembobot *Tukey Bisquare* digunakan untuk menganalisis indeks keparahan kemiskinan di kabupaten/kota Provinsi Jawa Barat tahun 2023. Metode ini dipilih karena OLS rentan heterogenitas dan GWR sensitif terhadap *outlier*. Variabel independen yang diuji adalah persentase penduduk miskin, akses air minum layak, kepadatan penduduk, dan pengeluaran per kapita. Hasil penelitian menunjukkan RGWR-M memberikan kinerja terbaik dengan MAD 0,0443, dan semua variabel berpengaruh signifikan. Temuan ini menegaskan pentingnya model *robust* dalam perumusan kebijakan pengentasan kemiskinan.
© 2025 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 18 September 2025
Direvisi 1 November 2025
Disetujui 1 November 2025
Tersedia online 2 November 2025
Dipublikasikan 2 November 2025

Kata Kunci:
Heterogenitas spasial,
Kemiskinan,
Regresi robust.
RGWR-M,
Tukey bisquare.

A B S T R A C T

Poverty is influenced by diverse regional conditions, requiring an approach that captures spatial variation. Robust Geographically Weighted Regression with M-estimation (RGWR-M) and Tukey Bisquare weighting was applied to analyze the poverty severity index in districts and cities of West Java Province in 2023. This method was chosen because Ordinary Least Squares (OLS) is prone to heterogeneity and Geographically Weighted Regression (GWR) is sensitive to outliers. Independent variables include the percentage of poor population, access to safe drinking water, population density, and per capita expenditure. Results show that RGWR-M achieved the best performance with a Mean Absolute Deviation (MAD) of 0.0443, and all variables had significant effects. These findings highlight the importance of robust models in spatial analysis to provide accurate estimates and support targeted poverty alleviation policies.
© 2025 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

Keywords:
Spatial heterogeneity,
Poverty,
Robust regression,
RGWR-M,
Spasial heterogeneity,
Tukey bisquare.

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan isu sosial yang kompleks dan multidimensional, mencerminkan ketidakmampuan individu atau kelompok dalam memenuhi kebutuhan dasar seperti pangan, tempat tinggal, dan layanan kesehatan. Diukur melalui garis kemiskinan, Indeks Keparahan Kemiskinan digunakan untuk menunjukkan kedalaman dan ketimpangan pengeluaran di antara penduduk miskin sebagaimana disampaikan oleh Tim Nasional Percepatan Penanganan Kemiskinan dalam buku berjudul Indeks keparahan kemiskinan yang diterbitkan pada tahun 2010.

Dalam Provinsi Jawa Barat menempati urutan kedua tertinggi dalam jumlah penduduk miskin di Indonesia, dengan 3,67 juta jiwa (7,62% dari total penduduk). Tingkat kemiskinan di provinsi ini sangat bervariasi antar wilayah, mencerminkan adanya heterogenitas spasial yang perlu dianalisis lebih lanjut dengan pendekatan yang tepat (Santoso *et al*., 2022).

Beberapa faktor yang diduga mempengaruhi indeks keparahan kemiskinan di Jawa Barat antara lain jumlah penduduk miskin, persentase rumah tangga dengan akses air minum layak, kepadatan penduduk, dan pengeluaran per kapita. Akses air bersih mencerminkan infrastruktur dasar yang dapat meningkatkan kesejahteraan, sedangkan kepadatan penduduk mengindikasikan tekanan terhadap layanan publik. Di sisi lain, pengeluaran per kapita menunjukkan kemampuan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan hidup. Variabel-variabel ini penting untuk dianalisis dalam konteks spasial agar solusi kebijakan lebih tepat sasaran.

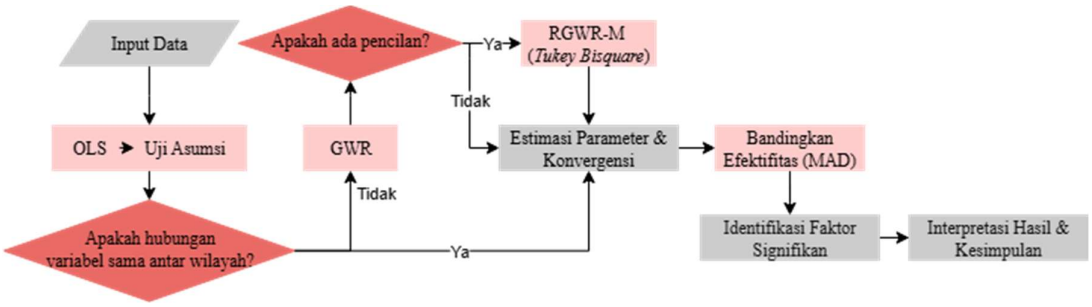
Geographically Weighted Regression (GWR) merupakan metode regresi spasial yang mempertimbangkan variasi lokal antar wilayah, menghasilkan parameter yang berbeda di setiap lokasi. GWR sangat berguna dalam menganalisis hubungan spasial antar variabel sosial dan ekonomi. Namun, kelemahan utama GWR adalah sensitivitasnya terhadap *outlier*, yang dapat menyebabkan estimasi menjadi bias (Hidayah, 2024). *Outlier* ini bisa muncul akibat kesalahan pengukuran atau kondisi sosial-ekonomi ekstrem di suatu wilayah, sehingga diperlukan metode yang lebih tahan terhadap pengaruh tersebut.

Untuk mengatasi kelemahan GWR, digunakan metode *Robust Geographically Weighted Regression* (RGWR) dengan pendekatan penduga-M yang mengurangi pengaruh outlier melalui pembobotan tetap. Penelitian ini menerapkan model RGWR untuk menganalisis indeks keparahan kemiskinan di Jawa Barat tahun 2023, menggunakan variabel seperti jumlah penduduk miskin, tingkat pengangguran, rumah layak huni, dan pengeluaran per kapita. Dengan memanfaatkan keunggulan RGWR, diharapkan penelitian ini mampu memberikan hasil analisis yang lebih akurat serta rekomendasi kebijakan yang lebih efektif untuk mengatasi kemiskinan di tingkat daerah.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan desain penelitian hipotesis yang bertempat di 27 kab/kota di Provinsi Jawa Barat tahun 2023 yang akan diolah menggunakan metode RGWR dengan penduga-M. Data penelitian berasal dari buku berjudul *Kemiskinan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat 2019–2024* yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat pada tahun 2024. Buku ini memuat data Persentase Index Keparahan Kemiskinan (Y), Persentase Jumlah Penduduk Miskin (X_1), Persentase Sumber Air Minum Layak (X_2), Kepadatan Penduduk (X_3), dan Pengeluaran per Kapita (X_4).

Gambar 1 adalah skema tahapan penelitian. Terdapat 6 proses utama dalam skema tersebut, antara lain model OLS (asumsi klasik), heterogenitas spasial, model GWR, model RGWR-M, membandingkan efektivitas (MAD), dan identifikasi faktor signifikan.



Gambar 1. Skema Pemodelan RGWR-M

2.1 Model Ordinary Least Squares (OLS)

Ordinary Least Squares (OLS) adalah regresi estimasi hubungan variabel independen dan dependen dengan menjadikan jumlah kuadrat residual sekecil mungkin (Hayes & Matthes, 2009). Model ini menawarkan estimator yang mempunyai sifat BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*) apabila asumsi klasik terlaksana. Asumsi yang harus diperhatikan antara lain normalitas, yaitu residual mempunyai distribusi normal sehingga uji signifikasi berlaku (Shapiro & Wilk, 1965), dan multikolinearitas, yaitu tidak ada korelasi tinggi antara variabel independen yang dapat mengganggu kestabilitan estimasi. Pengujian normalitas dapat dilakukan menggunakan *Shapiro-Wilk* dan untuk pengecekan multikolinearitas menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika asumsi-asumsi tersebut terpenuhi, maka OLS dapat digunakan secara andal sebagai model dasar sebelum melanjutkan analisis spasial.

2.2 Uji Heterogenitas Spasial Model OLS

Keberadaan heterogenitas spasial dalam model diuji menggunakan *Breusch-Pagan,* yang persamaannya adalah sebagai berikut (Rahmawati *et al.*, 2015)*:*

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f'Z(Z'Z)^{-1}Z'f \sim X^2_{(p)}$$

dengan elemen vektor f merupakan $f = \frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1$ dengan e_i adalah residual pengamatan ke-*i* berukuran (n × 1), $\hat{\sigma}^2$ merupakan ragam residual e_i, f adalah vektor (n × 1) dan Z adalah matriks n × (p + 1) memuat vektor dari X dengan pengamatan yang telah dibakukan.

Apabila mengalami heterogenitas spasial, maka lanjutkan membentuk model GWR. Apabila heterogenitas spasial tidak terjadi maka model yang digunakan adalah model OLS.

2.3 Model *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Pada pembentukan model GWR diperoleh melalui proses sebagai berikut:

1. Menghitung jarak *Euclidean* menggunakan *latitude* dan *longitude* menggunakan rumus:

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

dengan (u_i, v_i) merupakan koordinat lokasi ke-*i*, (u_j, v_j)koordinat lokasi ke-*j,* dimana *i* merupakan indeks yang merujuk pada titik pusat yang sedang dihitung jaraknya dan *j* merupakan indeks yang merujuk pada titik observasi lain yang jaraknya dihitung terhadap titik pusat *i.*

2. Memilih *bandwidth* terbaik dilakukan dengan menentukan fungsi *kernel* yang optimal, yaitu dengan membandingkan nilai *Cross Validation* (CV) dari masing-masing fungsi *fixed kernel* sebagai berikut:

- Gaussian (Yu, 2025): $w_i = exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right]$
- Eksponensial (Pamungkas *et al.*, 2016): $w_i = exp\left[-\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)\right]$
- Bisquare (Bivand & Brunstad, 2005): $w_i = \left\{\left(1-\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right)^2\right\}\ jika\ d_{ij} \leq\ b$ atau $w_i = 0\ jika\ d_{ij} >\ b$
- Tricube (Aghayari *et al.*, 2017): $w_i = \left\{\left(1-\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^3\right)^3\right\}\ jika\ d_{ij} \leq\ b$ atau $w_i = 0,\ jika\ d_{ij} >\ b$

Bandwidth terbaik dipilih berdasarkan nilai *Cross Validation* (CV) terkecil, secara sistematis di tuliskan sebagai berikut (Guo *et al*., 2008):

$$CV = \sum_{i=1}^{n}[y_i - \hat{y}_{\neq i}(b)]^2$$

dengan y_i merupakan lokasi pengamatan ke-i, $\hat{y}_{\neq i}(b)$ merupakan nilai prediksi variabel respon dengan tidak melibatkan pengamatan ke-i, dan b merupakan *bandwidth* atau radius ke titik pusat.

3. Membentuk matriks pembobot spasial dari fungsi *fixed kernel* terpilih dan diaplikasikan pada setiap titik yang satu dengan yang lain.
4. Melakukan pendugaan parameter model GWR di setiap titik.
5. Deteksi ada atau tidaknya *outlier* dengan menggunakan nilai DFFITS. Apabila terdeteksi *outlier*, maka analisis dilanjutkan dengan membentuk model RGWR-M, apabila tidak terdeteksi *outlier* maka model yang digunakan adalah model GWR.

2.4 Model Robust Geographically Weighted Regression (RGWR) Penduga-M (RGWR-M)

Pada pembentukan model RGWR-M diperoleh melalui proses sebagai berikut:

1. Penduga parameter dari model GWR digunakan sebagai penduga awal dalam proses iterasi model.
2. Menghitung nilai prediksi dengan mengalikan nilai setiap prediktor terhadap nilai penduga parameter model untuk memperoleh nilai sisaan yang digunakan dalam perhitungan pembobot *robust Tukey Bisquare*.
3. Menghitung pembobot *robust Tukey Bisquare* dengan rumus berikut:

$$w_{i\beta} = \left[1 - \left(\frac{\varepsilon_i}{c}\right)^2\right]^2$$

Dengan c = 4,685 yang merupakan *tuning constant*, $\varepsilon_i = \frac{e_i}{s}$, $e_i = y_i - \hat{y}_i$ merupakan residual yang dinormalisasi dari model GWR, dan $s = \frac{med(|e_i - med(e_i)|)}{0{,}6745}$ merupakan skala estimasi dari residual.

4. Menghitung matriks pembobot RGWR-M dengan mengalikan pembobot *robust Tukey* terhadap pembobot *fixed kernel* terpilih pada model GWR.
5. Menghitung penduga parameter model RGWR-M dengan iterasi IRLS (*Iteratively Reweighted Least Squares)*.
6. Mengulangi tahapan 2 hingga 5, pengulangan berhenti apabila penduga parameter model RGWR-M konvergen.

2.5 Efektifitas Model

Untuk membandingkan efektifitas pada model RGWR-M, GWR dan OLS dilakukan dengan membandingkan nilai *Median Absolute Deviation (MAD)* menggunakan rumus sebagai berikut (Isnaini *et al*., 2019):

$$MAD = \sum_{i=n}^{n} \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{n}$$

dengan y_i merupakan nilai ke-*i* dari variabel Y, $\hat{y}_i$ merupakan nilai prediksi untuk observasi ke-*i*, dan n merupakan jumlah total observasi. Model terbaik dipilih dari model dengan nilai MAD terkecil yang menjadikan model lebih stabil terhadap pengaruh *outlier.*

2.6 Identifikasi Faktor Signifikan

Identifikasi factor-faktor yang berpengaruh signifikan dilakukan melalui uji parameter secara parsial pada model RGWR-M menggunakan rumus berikut:

$$t_{hitun}\ (u_i, v_i) = \frac{\hat{\beta}(u_i, v_i)_k}{\sqrt{\frac{JKG_{RGWR}}{\delta_1}(CC')}}$$

dengan $\hat{\beta}(u_i, v_i)_k$ merupakan estimasi koefisien regresi untuk variabel independen ke-k pada lokasi (u_i, v_i), $JKG_{RGWR} = y'(I-S)'(I-S)sy$ dimana y merupakan vektor hasil pengamatan, I matriks identitas, S matriks proyeksi, δ_1 merupakan *trace* dari matriks $(I-S)'(I-S)$, dan $C = (x'Wx)^{-1}x'W$ dimana x matriks variable independent dan W matriks pembobot spasial.

Apabila sudah didapat faktor yang berpengaruh signifikan maka lanjut menginterpretasikan hasil & kesimpulan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data publikasi Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat berjudul *Kemiskinan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat 2019–2024* yang diterbitkan pada tahun 2024, ditemukan bahwa pada tahun 2023 Kabupaten Subang memiliki nilai indeks keparahan kemiskinan tertinggi dengan rata-rata sebesar 0,55, sementara Kota Cimahi memiliki nilai indeks keparahan kemiskinan terendah sebesar 0,10. Informasi ini menunjukkan adanya variasi yang cukup besar antar wilayah terkait keparahan kemiskinan dan variabel-variabel yang mempengaruhinya.

3.1 Model *Ordinary Least Square* (OLS)

Pada tahap awal dilakukan pembentukan model *Ordinary Least Square* (OLS) dan model yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = -0{,}7230 + 0{,}0381x_1 + 0{,}0063x_2 - 0{,}000009x_3 + 0{,}000012 + e_i$$

Dalam persamaan di atas, variabel X_1 hingga X_4 menunjukkan pengaruh terbesar terhadap Y yang dimana X_1 memiliki koefisien tertinggi (0,0381) menunjukkan pengaruh terbesar terhadap Y. Sementara itu, X_3 memiliki pengaruh yang sangat kecil terhadap Y (-0,000009). Setelah itu, model diuji dengan pengujian asumsi klasik sebagai berikut:

1. Uji Normalitas

   Uji ini menggunakan Uji *Shapiro-Wilk* yang digunakan untuk melihat apakah residual dalam model regresi berdistribusi normal atau tidak. Diketahui statistik uji sebesar 0,97756

dengan *p-value* sebesar 0,8036 > 0,05, maka H_0 diterima sehingga residual model OLS berdistribusi normal.

2. Pengecekan Multikolinearitas
   Pengecekan ini menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang digunakan untuk mengetahui adanya hubungan linier yang tinggi antar variabel bebas. Diketahui nilai VIF untuk X_1 = 2,1273, X_2 = 1,2832, X_3 = 2,6200, dan X_4 = 1,9083. Karena seluruh nilai VIF kurang dari 10, maka disimpulkan tidak terdapat indikasi multikolinearitas pada model regresi yang dibentuk.

3.2 Uji Heterogenitas Spasial Model OLS

Pada tahap selanjutnya dilakukan uji *Breusch-Pagan* (BP) untuk melihat heterogenitas spasial antar wilayah pengamatan. Diperoleh bahwa statistik uji BP sebesar 10,6795 > ${X^2}_{0,05,(4)}$ = 9,4877, dapat disimpulkan bahwa ada indikasi heterogenitas spasial. Artinya, koefisien regresi antar wilayah tidak stabil, yang menunjukkan bahwa model regresi global seperti OLS tidak dapat mengidentifikasi hubungan antar variabel yang berbeda di setiap lokasi.

3.3 Pembentukan Model *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Pembentukan model GWR terdiri dari beberapa tahapan dengan hasil sebagai berikut:

1. Perhitungan jarak *Euclidean*
   Perhitungan jarak *euclidean* menggunakan garis lintang atau *longitude* dan garis bujur atau *latitude*.
2. Pemilihan *bandwidth* optimum dan pembobot
   Nilai *bandwidth* optimum ditentukan berdasarkan nilai CV minimum. Diperoleh nilai CV minimum 0,1449 dengan *Fixed Bandwidth* b = 231.666,6 terletak pada pembobot *Fixed Gaussian Kernel.*
3. Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*
   Fungsi pembobot *Fixed Gausiaan Kernel* dihitung dengan mensubtitusikan nilai jarak *euclidean* dan nilai *bandwidth* ke dalam persamaan pembobot. Hasil perhitungan akan dibentuk dalam matriks diagonal yang menunjukan nilai pembobot yang berbeda di setiap lokasi pengamatan, sehingga akan membentuk matriks berukuran 27 × 27, lihat Tabel 1.

Tabel 1. Pembobot *Gaussian Kernel*

Kab/Kota	Kab Bogor	Kab Sukabumi	Kab Cianjur	Kab Bandung	…	Kota Banjar
Kab Bogor	1	0,9769	0,9754	0,9146	⋯	0,6492
Kab Sukabumi	0,9769	1	0,9941	0,9593	⋯	0,7234
Kab Cianjur	0,9754	0,9941	1	0,9788	⋯	0,7689
Kab Bandung	0,9146	0,9593	0,9788	1	⋯	0,8739
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋱	⋮
Kota Banjar	0,6492	0,7234	0,7689	0,8739	⋯	1

4. Pendugaan Parameter Model GWR

   Hasil pendugaan parameter model GWR dengan fungsi pembobot *Fixed Gaussian Kernel* dengan metode *Weighted Least Square* (WLS) berbeda-beda di setiap lokasi pengamatan ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pendugaan Parameter Model GWR

Kab/Kota	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$
Kab Bogor	-0,7288	0,0378	0,0063	-0,00001	0,000012
Kab Sukabumi	-0,7282	0,0376	0,0064	-0,00001	0,000012
Kab Cianjur	-0,7302	0,0377	0,0064	-0,00001	0,000012
Kab Bandung	-0,7317	0,0377	0,0064	-0,00001	0,000012
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota Banjar	-0,73333	0,037899	0,006444	-0,00001	0,000012

Sebagai contoh pendugaan parameter model GWR secara lokal untuk kabupaten Bogor adalah:

$$\hat{y}_1 = -0{,}7288 + 0{,}0378x_1 + 0{,}0063x_2 - 0{,}000010x_3 + 0{,}000012x_4 + e_i$$

Model tersebut menunjukkan bahwa peningkatan 1% jumlah penduduk miskin diperkirakan akan meningkatkan Indeks Keparahan Kemiskinan sebesar 0,0378%, dengan asumsi variabel lainnya tetap. Peningkatan 1% rumah tangga dengan akses air minum layak diperkirakan akan meningkatkan indeks sebesar 0,0063%. Sementara itu, peningkatan 1 jiwa/km² kepadatan penduduk akan menurunkan indeks sebesar 0,000010%, dan peningkatan pengeluaran per kapita sebesar Rp100.000 diperkirakan akan menaikkan indeks sebesar 0,000012%, lihat Tabel 2.

5. Deteksi *outlier*

   Berdasarkan hasil pendeteksian *outlier* menggunakan DFFITS diperoleh bahwa terdapat 7 data pengamatan yang memiliki nilai |DFFITS| > 0,94, terlihat pada pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Nilai DFFITS

No.	Kab/Kota	|DFFITS|	*Outlier*
1	Kab Tasikmalaya	1,48849	Ya
2	Kab Cirebon	1,422645	Ya
3	Kab Subang	2,406605	Ya
4	Kab Purwakarta	1,225571	Ya
5	Kab Karawang	-1,9821	Ya
6	Kota Tasikmalaya	-1,62911	Ya
7	Kota Banjar	-1,87845	Ya

Hal ini menunjukkan terjadinya outlier pada model, sehingga *Robust Geographically Weighted Regression*-Penduga M (RGWR-M) diperlukan dalam penyelesaian masalah.

3.4 Model *Robust Geographically Weighted Regression*-Penduga M (RGWR-M)

Pembentukan model RGWR-M terdiri dari beberapa tahapan dengan hasil sebagai berikut:

1. Pembobot *Tukey Bisquare*

   Perhitungan fungsi pembobot menggunakan nilai *tuning constant* dan nilai residual yang terstandarisasi dengan cara mensubtitusikan ke dalam persamaan pembobot *Tukey Bisquare*. Pembobot *Tukey Bisquare* yang terbentuk untuk setiap lokasi dapat dilihat pada

Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Pembobot *Tukey Bisquare*

No.	Kab/Kota	$W_{i\beta}$
1	Kab Bogor	0,936516
2	Kab Sukabumi	0,9681
3	Kab Cianjur	0,932696
4	Kab Bandung	0,93369
⋮	⋮	⋮
27	Kota Banjar	0,64183

2. Pendugaan Parameter Model RGWR-M
   Hasil pendugaan parameter model GWR dengan fungsi pembobot *Tukey Bisquare* dengan metode IRLS (*Iteratively Reweighted Least Squares*) berbeda-beda di setiap lokasi pengamatan.

   Sebagai contoh pendugaan parameter model RGWR-M secara lokal untuk kabupaten Bogor adalah:

$$\hat{y}_1 = -0{,}6188 + 0{,}0343x_1 + 0{,}0055x_2 - 0{,}000009x_3 + 0{,}000011x_4 + e_i$$

   Model tersebut menunjukkan bahwa peningkatan 1% jumlah penduduk miskin diharapkan meningkatkan indeks keparahan kemiskinan 0.0343% dengan peubah lain konstan, untuk setiap peningkatan 1% rumah tangga dengan sumber air minum layak diharapkan meningkatkan indeks keparahan kemiskinan 0,0055% dengan peubah lain konstan, untuk peningkatan 1 jiwa/km2 kepadatan penduduk akan menurunkan indeks keparahan kemiskinan 0.000009% dengan peubah lain konstan, untuk setiap kenaikan Rp100.000 pengeluaran per kapita diharapkan meningkatkan Indeks Keparahan Kemiskinan 0.000011% dengan peubah lain konstan, dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Pendugaan parameter model RGWR-M

Kab/Kota	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$
Kab. Bogor	-0,6188	0,0343	0,0055	-0.0000092	0.0000113
Kab. Sukabumi	-0,6366	0,0330	0,0058	-0.0000099	0.0000115
Kab. Cianjur	-0,6389	0,0333	0,0059	-0.0000099	0.0000114
Kab. Bandung	-0,6447	0,0329	0,0060	-0.000001	0.0000115
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota Banjar	-0,6457	0,0331	0,0060	-0.0000109	0.0000116

3.5 Efektifitas Model

Selanjutnya akan dibandingkan efektifitas model berdasarkan nilai *mean absolute deviation* (MAD) terkecil. Hasil menunjukan bahwa nilai MAD terkecil terdapat pada model RGWR-M dengan nilai MAD sebesar 0,0443. Sehingga RGWR-M merupakan model yang paling efektif dalam mengatasi permasalahan yang ada. Perbandingan nilai MAD dapat dilihat pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Perbandingan nilai MAD

Model	MAD
OLS	0,0524

GWR	0,0543
RGWR-M	0,0443

3.6 Identifikasi Faktor Signifikan

Untuk Pengujian dilakukan secara parsial setiap kabupaten/kota dengan membandingkan $\left|t_{hitung}(u_i, v_i)\right|$ dan $t_{\frac{\alpha}{2},n-k-1}$. Kriteria pengujian H_0 ditolak jika $\left|t_{hitu}\quad(u_i, v_i)\right| > t_{0,025,22}$ dimana nilai $t_{0,025,22}$ = 2,073873. Diperoleh satu kelompok variabel yang signifikan terhadap Indeks Keparahan Kemiskinan disajikan dalam Tabel 7 sebagai berikut:

Tabel 7. Kelompok Variabel yang Signifikan dalam Model RGWR-M

Variabel Signifikan	Kabupaten/Kota
X_1, X_2, X_3, X_4	Kabupaten Bogor, Kabupaten Sukabumi, Kabupaten Cianjur, Kabupaten Bandung, Kabupaten Garut, Kabupaten Tasikmalaya, Kabupaten Ciamis, Kabupaten Kuningan, Kabupaten Cirebon, Kabupaten Majalengka, Kabupaten Sumedang, Kabupaten Indramayu, Kabupaten Subang, Kabupaten Purwakarta, Kabupaten Karawang, Kabupaten Bekasi, Kabupaten Bandung Barat, Kabupaten Pangandaran, Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Bandung, Kota Cirebon, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Cimahi, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar

Dapat dilihat pada Tabel 7 bahwa seluruh variabel independen yaitu jumlah penduduk miskin, sumber air minum layak, kepadatan penduduk dan pengeluaran per kapita berpengaruh signifikan di seluruh kabupaten/kota.

4. KESIMPULAN

Pemodelan *Robust Geographically Weighted Regression*-Penduga M (RGWR-M) dipilih karena mampu menangani keberadaan *outlier* dalam data spasial serta didukung oleh adanya indikasi heterogenitas spasial pada model GWR. Model ini terbukti paling efektif dibandingkan OLS dan GWR, ditunjukkan dengan nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) terkecil sebesar 0,0443 dalam menganalisis tingkat keparahan kemiskinan di kabupaten/kota Provinsi Jawa Barat tahun 2023. Selain itu, hasil pengujian signifikansi menunjukkan bahwa seluruh variabel independen yaitu jumlah penduduk miskin, sumber air minum layak, kepadatan penduduk, dan pengeluaran per kapita berpengaruh signifikan di seluruh kabupaten/kota.

5. DAFTAR PUSTAKA

Aghayari, M., Pahlavani, P., & Bigdeli, B. (2017). A geographic weighted regression for rural highways crashes modelling using the Gaussian and Tricube kernels: A case study of USA rural highways. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *42*, 305-309.

Bivand, R., & Brunstad, R. (2005). Further explorations of interactions between agricultural policy and regional growth in western Europe: Approaches to nonstationarity in spatial

econometrics. *45th Congress of the European Regional Science Association: "Land Use and Water Management in a Sustainable Network Society.",* 671-693.

Guo, L., Ma, Z., & Zhang, L. (2008). Comparison of bandwidth selection in application of geographically weighted regression: a case study. *Canadian Journal of Forest Research*, *38*(9), 2526-2534.

Hayes, A. F., & Matthes, J. (2009). Computational procedures for probing interactions in OLS and logistic regression: SPSS and SAS implementations. *Behavior Research Methods*, *41*(3), 924-936.

Hidayah, N. R. (2024). Analisis dampak pendidikan, perumahan dan pengangguran terhadap tingkat kemiskinan di kabupaten/kota se-Jawa Timur. *Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi (MEA)*, *8*(1), 2095-2104.

Isnaini, B., Syafitri, U. D., & Aidi, M. N. (2019). Estimating the parameters of a robust geographically weighted regression model in gross regional domestics' product in East Java. *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research (IJSBAR)*, *48*(3), 150-160.

Pamungkas, R. A., Yasin, H., & Rahmawati, R. (2016). Perbandingan model GWR dengan fixed dan adaptive bandwidth untuk persentase penduduk miskin di Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian*, *5*(3), 535-544.

Rahmawati, R., Safitri, D., & Fairuzdhiya, O. U. (2015). Analisis spasial pengaruh tingkat pengangguran terhadap kemiskinan di Indonesia (studi kasus Provinsi Jawa Tengah). *Media Statistika*, *8*(1), 23-30.

Santoso, K. N., Abiyyi, F., Roy, A., & Marselino, K. (2022). Analisis spasial kemiskinan pada masa pemulihan pandemi Covid-19 di Jawa Barat tahun 2021. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, *6*(2).

Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). Biometrika trust an analysis of variance test for normality (Complete Samples). *Source: Biometrika*, *52*(34), 591–611.

Yu, H. (2025). Generalized geographically and temporally weighted regression. *Computers, Environment and Urban Systems*, *117*, 102244.