

Analisis *Geographically Weighted Regression* Untuk Mengidentifikasi Faktor Pendukung Kepesertaan PBI-JK di Jawa Timur

Syahnur Alawiyah¹, Putroue Keumala Intan², Maunah Setyawati³

¹²³*Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Matematika, UIN Sunan Ampel Surabaya
Jalan Dr. Ir. H. Soekarno No. 682, Surabaya*

Korespondensi; Syahnur Alawiyah, Email: Syahnuralawiyah01@gmail.com

Abstrak

Kesehatan memainkan peran yang sangat penting dalam pembangunan daerah. Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) memberikan perlindungan sosial kepada masyarakat, termasuk dukungan bagi kelompok Penerima Bantuan Iuran Jaminan Kesehatan (PBI-JK) yang ditujukan bagi masyarakat miskin dan kurang mampu. Di Provinsi Jawa Timur, tingkat partisipasi PBI-JK bervariasi secara signifikan di antara berbagai kabupaten dan kota. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor spasial yang mempengaruhi partisipasi PBI-JK menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan fungsi kernel *fixed gaussian*. Temuan menunjukkan bahwa model GWR secara efektif mengidentifikasi ketidakmerataan spasial antar wilayah, mengungkapkan bahwa variabel populasi memiliki pengaruh signifikan terhadap partisipasi PBI-JK di semua kabupaten dan kota, sedangkan variabel persentase penduduk miskin hanya menunjukkan dampak signifikan di sebagian besar wilayah di Jawa Timur.

Kata Kunci: BPJS, Kepesertaan JKN, GWR, Kemiskinan

Abstract

Health plays a crucial role in the development of regions. The National Health Insurance (JKN) provides social protection to the community, including support for the Health Insurance Contribution Assistance Recipients (PBI-JK) group, aimed at the poor and disadvantaged. In East Java Province, the participation rate of PBI-JK varies considerably among different districts and cities. This research aims to examine the spatial factors that affect PBI-JK participation using the Geographically Weighted Regression (GWR) method with a fixed Gaussian kernel function. The findings indicate that the GWR model effectively identifies spatial disparities across regions, revealing that the population variable significantly influences PBI-JK participation in all districts and cities, whereas the percentage of the poor population variable only demonstrates a significant impact in the majority of areas within East Java.

Keywords: BPJS, JKN membership, GWR, Poverty

Pendahuluan

Kesehatan merupakan salah satu bagian penting dalam pertumbuhan dan pengembangan negara dikarenakan kesehatan merupakan sumber langsung dari kesejahteraan [1]. Kesehatan adalah kebutuhan vital untuk setiap orang. Dengan transformasi gaya hidup yang disebabkan oleh perkembangan zaman, jenis penyakit yang diderita manusia meningkat, yang mengakibatkan peningkatan akan perlunya pelayanan medis [2]. Sehingga, keberadaan asuransi kesehatan komprehensif menjadikan akses penting masyarakat pada pendayagunaan pelayanan medis. Salah satu inisiatif pemerintah nasional adalah Program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN), yang dirancang untuk memastikan cakupan dan keamanan jaminan kesehatan bagi seluruh warga negara Indonesia. Program ini dikelola oleh Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan, yang secara resmi mulai beroperasi pada 1 Januari 2014. Pelaksanaannya didasarkan pada UU No. 40 Tahun 2004 tentang Sistem Jaminan Sosial Nasional (SJSN)

dan UU No. 24 Tahun 2011 tentang BPJS, yang beroperasi berdasarkan prinsip nirlaba dan kerja sama mutual [3].

Dalam upaya mendukung tercapainya JKN, pemerintah menetapkan skema Penerima Bantuan Iuran Jaminan Kesehatan (PBI-JK) yang difokuskan bagi populasi termarginalkan, khususnya mereka yang tercatat sebagai warga miskin dan tidak memiliki kemampuan ekonomi yang memadai [4]. Pembayaran iuran bulanan untuk program ini disubsidi secara langsung oleh pemerintah. Namun, keberhasilan program ini sangat bergantung pada seberapa tepat penerima manfaatnya dipilih. Validasi dan pembaruan data penerima PBI sangatlah penting untuk mengurangi kesalahan dalam menentukan siapa yang layak dan tidak dalam penerimaan bantuan [5]. Untuk itu pelaksanaan PBI-JK sangat penting mengingat banyaknya penduduk dan tingkat kemiskinan yang masih menjadi kendala utama dalam pembangunan daerah di Jawa Timur. Berdasarkan publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2023 cakupan kepesertaan JKN sebesar 91% yang mana capaian kepesertaan tersebut masih kurang dari target yang telah ditetapkan yaitu sebesar 95% [6]. Dengan kepesertaan JKN terbanyak berasal dari segmen PBI, baik PBI-JK maupun PBPJ PEMDA sebanyak 67% dari total peserta.

Jumlah peserta PBI-JK yang tinggi menunjukkan bahwa banyak orang di Jawa Timur bergantung pada bantuan pemerintah untuk mendapatkan layanan kesehatan [6]. Namun, capaian kepesertaan PBI-JK di setiap kabupaten/kota menunjukkan perbedaan yang signifikan [7]. Dinamika tersebut menunjukkan bahwa adanya variabel prediktor yang memengaruhi tingkat partisipasi, yang dapat berbeda di antara daerah. Akibatnya, analisis PBI-JK tidak cukup jika hanya menggunakan pendekatan statistik konvensional karena pendekatan ini menganggap hubungan yang seragam di seluruh wilayah. Dalam kenyataannya, hubungan antara variabel seperti kemiskinan, jumlah penduduk, IPM, dan ketersediaan fasilitas kesehatan terhadap kepesertaan PBI-JK dapat berbeda-beda antar daerah. Sayangnya, tidak banyak penelitian sebelumnya yang secara khusus mengkaji PBI-JK menggunakan metode regresi. Oleh karena itu, analisis yang dapat menggambarkan variasi lokal harus dilakukan. Salah satu metode untuk melakukan ini ialah dengan menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR) [8].

Metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) adalah metode statistik yang memperhitungkan pengaruh spasial, sehingga menghasilkan perkiraan parameter lokal yang lebih akurat. [9]. Beberapa studi sebelumnya menunjukkan bahwa GWR dapat meningkatkan hasil analisis regresi pada data spasial. Penelitian yang dilakukan oleh Joko dan Marfuah (2022) yang mengkaji faktor spasial pada kematian Ibu di Jawa Timur, menunjukkan bahwa model GWR adalah model terbaik dengan nilai R Square sebesar 0,7472 [10]. Begitu juga dengan penelitian yang dilakukan Diah dkk. (2022) yang memodelkan penderita Tuberkulosis di Jawa Timur dan dengan pembobotan Fixed Gaussian dan nilai CV 5,68 serta R² 86,47%, GWR adalah model yang terbaik [11]. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Hendri dan Iphan (2023) juga menyatakan bahwa GWR lebih baik dalam memodelkan aksesibilitas lokasi halte BRT di wilayah studi dengan ketergantungan spasial dalam kriterianya [12]. Temuan-temuan tersebut mendukung penggunaan GWR dalam menganalisis variasi spasial kepesertaan PBI-JK di Jawa Timur.

Penelitian ini dilakukan menggunakan model GWR untuk menemukan dan menganalisis faktor spasial yang memengaruhi kepesertaan PBI-JK di Jawa Timur. Variabel yang dipergunakan seperti jumlah penduduk, tingkat miskin, indikator pembangunan manusia, dan ketersediaan fasilitas kesehatan mitra JKN. Hasil penelitian ini bertujuan untuk membantu Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur mengembangkan strategi yang lebih terfokus dan efektif dalam menangani masalah ini.

Landasan Teori

1. Penerima Bantuan Iuran Jaminan Kesehatan (PBI-JK)

Program PBI-JK ialah tindakan pemerintah yang berfokus untuk penyediaan layanan kesehatan kepada individu prasejahtera dan tidak mampu dalam skema JKN. Seperti yang tercantum dalam PERPRES No. 82 Tahun 2018, PBI-JK dirancang untuk peserta yang premi asuransinya dibiayai oleh pemerintah pusat melalui

anggaran negara guna menjamin akses yang memadai terhadap layanan kesehatan esensial [13]. Kehadiran PBI-JK seharusnya dapat membantu mencapai tujuan pembangunan kesehatan dalam negeri sekaligus mengangkat pemerataan akses layanan kesehatan.

2. Regresi Linear

Regresi linier digunakan untuk menganalisis bagaimana variabel independen memengaruhi variabel dependen. Ketika analisis hanya berfokus pada satu variabel independen dan satu variabel dependen, hal ini disebut regresi linier sederhana. Sebaliknya, ketika beberapa variabel independen digunakan untuk memprediksi variabel dependen, analisis tersebut dikenal sebagai regresi linier berganda [14]. Secara umum, model regresi linear dengan n variabel independen dan p variabel observasi dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = \gamma_0 + \sum_{j=1}^p \gamma_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad (1)$$

dengan,

y_i = variabel terikat ke- i

γ_0 = intersep

γ_j = koefisien regresi pada variabel x_j

x_{ij} = variabel bebas ke- j pada observasi ke- i

ε_i = error observasi ke- i

Metode yang paling umum untuk menghitung parameter dari model regresi ialah *Ordinary Least Squares* (OLS). Tujuan OLS adalah untuk mengurangi jumlah kuadrat residual untuk menemukan penduga parameter regresi. Rumus metode OLS dapat ditulis:

$$\hat{\gamma} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (2)$$

y mewakili vektor variabel dependen yang diamati dengan dimensi $n \times 1$, sedangkan X merupakan matriks variabel independen dengan dimensi $(n \times (p+1))$ dan $\hat{\gamma}$ ialah vektor parameter yang diestimasi dengan ukuran $((p+1) \times 1)$.

3. Uji Asumsi

a. Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas terjadi ketika ada keterikatan linier yang kuat atau berada di antar variabel terikat dalam model regresi. Metode untuk mengidentifikasi uji ini adalah dengan melihat nilai variabel faktor inflasi (VIF) yang dirumuskan sebagai berikut [15]:

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (3)$$

dimana R_j^2 ialah koefisien determinasi antara variabel independent (X_j) dengan variabel independent lain, dengan keputusan jika nilai VIF di bawah 10 tidak terjadi multikoliniearitas.

b. Uji Normalitas

Normalitas dievaluasi untuk memastikan bahwa variabel respons dan prediktor dalam model berdistribusi normal. Studi ini menggunakan metode normalitas *Kolmogorov-Smirnov* dengan kriteria tolak H_0 jika $D > D_{tabel}$ atau $p\text{-value} < 5\%$, dengan hipotesis berikut [16]:

H_0 : Data normal saat distribusi

H_1 : Data tidak normal saat distribusi

Rumus :

$$D = \max |F_s(x_j) - F_t(x_j)| \quad (4)$$

Keterangan :

$F_s(x_j)$ = fungsi distribusi komulatif empiris

$F_t(x_j)$ = fungsi distribusi komulatif normal

c. Uji Autokorelasi

Autokorelasi adalah situasi di mana model regresi dianggap baik jika memiliki korelasi. Uji *Durbin-Watson* (DW) dapat dilakukan untuk menemukan autokorelasi berdasarkan hasil *Durbin-Watson* [4]. Dengan kriteria tolak H_0 jika $d < d_L$ atau $d > 4 - d_L$ atau $p\text{-value} < 5\%$, sehingga ada dasar yang kuat untuk menyatakan bahwa adanya autokorelasi. Hipotesis ujinya adalah:

H_0 : Tidak ada autokorelasi

H_1 : adanya autokorelasi

Rumus:

$$d = \frac{\sum_{n=2}^p (\hat{\varepsilon}_n - \hat{\varepsilon}_{n-1})^2}{\sum_{n=1}^p (\hat{\varepsilon}_n)^2} \quad (5)$$

dimana,

$\hat{\varepsilon}_n$ = residual pada pengamatan ke-n

4. Uji Heterogenitas Spasial

Uji heterogenitas spasial menentukan ciri unik yang dimiliki setiap lokasi observasi. Parameter yang dihasilkan dapat berbeda di setiap tempat observasi karena adanya keragaman spasial. *Breusch-Pagan* dengan kriteria H_0 yang ditolak, jika $BP > \chi_p^2$ atau $p\text{-value} < 5\%$ ialah salah satu pendekatan yang dapat diterapkan [10]. Berikut hipotesisnya:

H_0 : tidak ada heterogenitas antar wilayah

H_1 : terjadi heterogenitas antar wilayah

Rumus:

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T (X^T X)^{-1} X^T f \quad (6)$$

dengan $f_i = \frac{e_i^2}{f_i} - 1$ adalah elemen vektor f berukuran $1 \times n$, di mana e_i adalah residual untuk pengamatan ke-i, dan matriks X adalah matriks variabel bebas berukuran $(n \times (p + 1))$ yang mengandung vektor yang telah distandardkan untuk masing-masing observasi.

5. Geographically Weighted Regression (GWR)

Model regresi GWR dirancang guna memodelkan data menggunakan variabel respons kontinu yang memperhitungkan aspek keruangan atau spasial. Pendekatan GWR menggunakan titik yang biasanya berupa koordinat geografis. Melalui model GWR, nilai parameter untuk setiap lokasi pemantauan ditaksir, sehingga setiap lokasi tersebut memiliki hasil parameter yang bervariasi. Berikut penulisan rumus Model GWR [17]:

$$y_i = \gamma_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^p \gamma_j(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i \quad (7)$$

Keterangan:

y_i = variabel dependent lokasi ke-i

$\gamma_0(u_i, v_i)$ = *intercept* GWR

$\gamma_j(u_i, v_i)$ = koefisien pada variabel x_j

x_{ij} = variabel bebas ke-j pada area observasi ke-i

ε_i = error observasi ke-i

(u_i, v_i) = koordinat lokasi pengamatan ke-i

Untuk melakukan penaksiran parameter, *Weighted Least Square* memberikan matriks pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi amatan, dengan rumus berikut:

$$\hat{y}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T(u_i, v_i) y \quad (8)$$

dengan,

X = matriks prediktor dengan dimensi $(n \times (p + 1))$

W = matriks respons berukuran $(n \times n)$

a. Pemilihan *Bandwith*

Parameter pemulus yang disebut nilai *bandwith* digunakan untuk mengontrol kemulusan kurva yang diestimasi. Untuk menghasilkan kurva yang mulus dengan MSE yang relatif kecil, nilai *bandwith* harus ideal. Metode yang cocok untuk mengoptimalkan nilai *bandwith* adalah *Cross Validation Method* (CV). Lebar jendela yang paling ideal dipilih untuk memberikan nilai minimum dari Koefisien evaluasi model melalui validasi silang secara matematis dapat dihitung sebagai berikut:

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2 \quad (9)$$

Dimana y_i adalah observasi ke- i , sedangkan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ merupakan nilai prediksi dari observasi ke- i , nilai tersebut diperoleh tanpa melibatkan observasi ke- k itu sendiri. Nilai *bandwith* terbaik dapat didapat dari h , yang menciptakan CV yang paling kecil [18].

b. Pembobotan Spasial

Nilai pembobotan model GWR mewakili lokasi data yang diobservasi satu sama lain, pembobotan ini merupakan bagian penting dari proses. Dalam GWR, berbagai skema penimbangan dapat diterapkan, salah satunya melibatkan penggunaan fungsi kernel. Dalam pemulusan data, fungsi kernel membantu menghasilkan bobot optimal (*bandwidth*) yang disesuaikan dengan kondisi data [19]. Pada penelitian ini digunakan fungsi kernel *fixed gaussian* dengan rumus sebagai berikut:

$$W_k(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ik}}{h}\right)^2\right) \quad (10)$$

dengan,

d_{ik} = Jarak *Euclidean* antara area observasi i dengan k

h = lebar *Bandwidth* pada area observasi ke- i

6. Uji Hipotesis Model GRW

a. Uji Kesesuaian Model

Tujuan dari uji ini adalah untuk mengevaluasi apakah model GWR memberikan penjelasan yang lebih baik dibandingkan dengan model regresi biasa. Evaluasi ini dilakukan dengan menggabungkan analisis regresi linier dengan model yang dirancang khusus untuk data spasial [18]. hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

H_0 : Model OLS dan model GWR tidak menunjukkan perbedaan

H_1 : Model OLS dan model GWR menunjukkan perbedaan

Rumus uji:

$$F_{hitung} = \frac{SSE(H_0)/df_1}{SSE(H_1)/df_2} \quad (11)$$

Keterangan:

$SSE(H_0)$ = *Sum of Squared Errors* dari model OLS

$SSE(H_1)$ = *Sum of Squared Errors* dari model GWR

df_1 = derajat bebas untuk model OLS

df_2 = derajat bebas untuk model GWR

Kriteria pengambilan keputusan uji F adalah jika $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau $p\text{-value} < 0,05$, maka tolak H_0 . Kesimpulannya adalah bahwa adanya perbedaan yang menonjol antara model regresi OLS dan model GWR.

b. Uji Parameter Model

Parameter mana yang memiliki pengaruh relevan terhadap model diidentifikasi melalui pengujian parameter model secara parsial [20]. Uji tersebut memiliki hipotesis:

H_0 : tidak ada pengaruh relevan antar variabel X_j terhadap Y pada lokasi i

H_1 : adanya pengaruh relevan antar variabel X_j terhadap Y pada lokasi i

Rumus uji:

$$T_{hitung} = \frac{\hat{\gamma}_j(u_i, v_i)}{\hat{\sigma}\sqrt{g_{jj}}} \quad (12)$$

Keterangan:

$\hat{\gamma}_j(u_i, v_i)$ = estimasi parameter GWR ke- j pada lokasi (u_i, v_i)

$\hat{\sigma}$ = estimasi standar deviasi galat model GWR

$\sqrt{g_{jj}}$ = simpangan baku dari koefisien $\hat{\gamma}_j$

Jika $p\text{-value} < \alpha$ atau $T_{hitung} > T_{tabel}$, keputusan pengujian akan menunjukkan tolak H_0 , yang menunjukkan bahwa parameter regresi signifikan secara parsial.

7. Pemilihan Model Terbaik

Nilai *R-Square* dan Kriteria Informasi Akaike (AIC) adalah dua ukuran yang dapat digunakan saat memilih model terbaik. Tingginya *R-Square* dan rendahnya AIC menunjukkan bahwa model tersebut digunakan dengan baik [9].

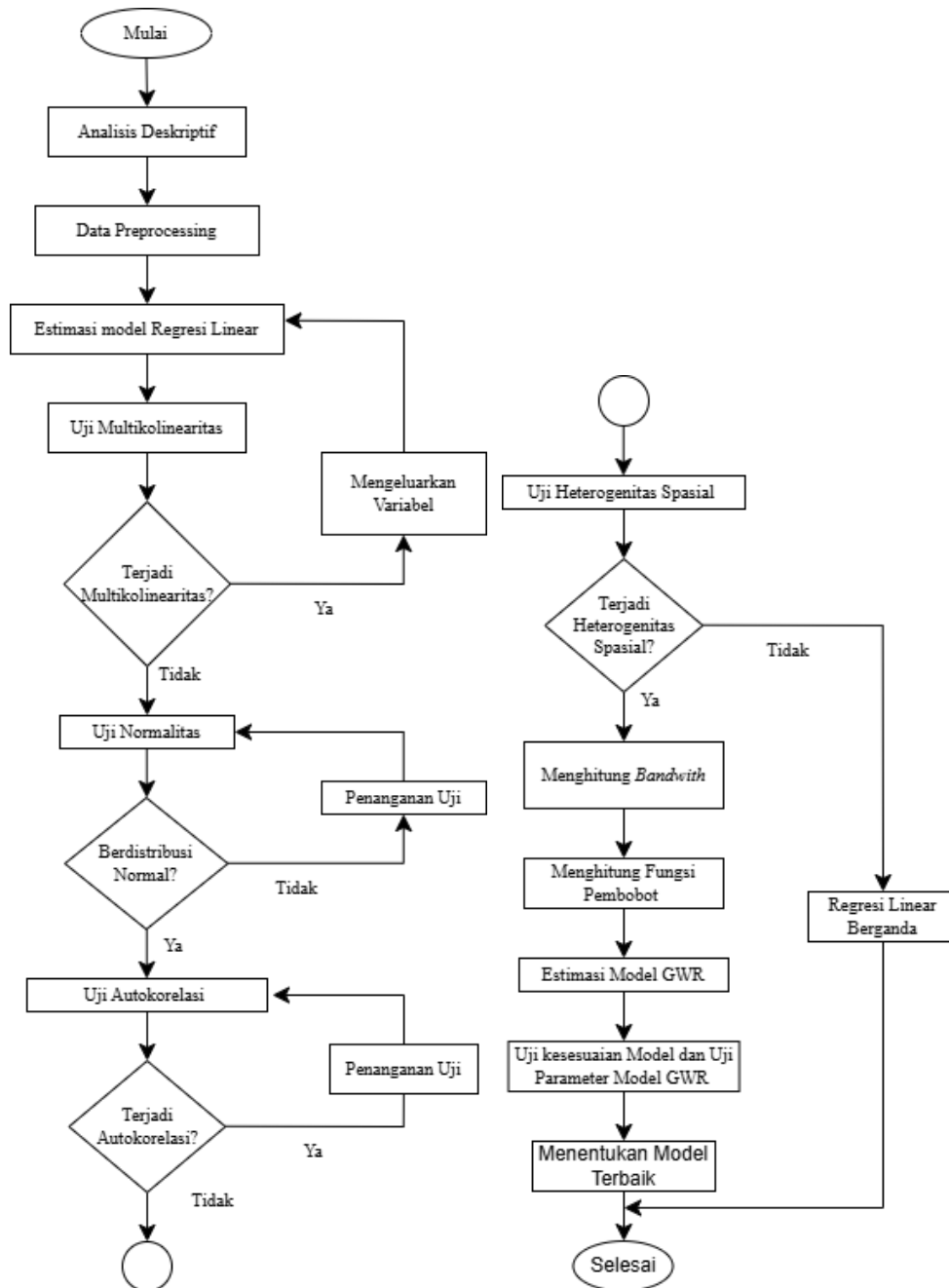
Bahan dan Metode

Data sekunder untuk penelitian ini diperoleh dari publikasi BPS tahun 2024 dan Kantor Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. Pada penelitian ini memasukkan unsur geografis dari setiap kota/kabupaten di Jawa Timur untuk menentukan bobot geografis dalam model GWR. Unsur geografis tersebut meliputi u_i (lintang kota/kabupaten ke- i) dan v_i (bujur kota/kabupaten ke- i). Data ini dikumpulkan dari 38 kota/kabupaten di Jawa Timur, yang terdiri dari variabel-variabel berikut:

Tabel 1 Variabel Observasi

Variabel	Sumber
Jumlah Peserta PBI-JK (Y)	Dinkes Jawa Timur
Jumlah Penduduk (X1)	Dinkes Jawa Timur
Persentase Penduduk Miskin (X2)	BPS Jawa Timur
Indeks Pembangunan Manusia (X3)	BPS Jawa Timur
Faskes Mitra JKN (X4)	Dinkes Jawa Timur

Pengolahan data dilakukan menggunakan R-Studio dengan alur penelitian digambarkan sebagai berikut,



Gambar 1. Diagram Alur

Berikut adalah prosedur yang digunakan untuk melakukan analisis penelitian ini:

1. Analisa deskriptif mengenai gambaran umum data.
2. Melakukan *preprocessing* dengan standarisasi data.
3. Estimasi model regresi linear antara variabel terikat dan variabel bebas.
 - a. Uji multikolinearitas, jika ditemukan bahwa ada multikolinearitas pada variabel independen, maka variabel tersebut harus dikeluarkan.
 - b. Uji normalitas dengan metode *Kolmogorov-Smirnov*, jika data tidak berdistribusi normal, penanganan pertama harus dilakukan pengubahan struktur data.
 - c. Uji autokorelasi dengan *Durbin-Watson*, jika data yang digunakan ada autokorelasi, penanganan pertama harus dilakukan pengubahan struktur data.
4. Uji heterosgenias atau keragaman spasial menggunakan metode uji *Breusch-Pagan*. Jika ditemukan keragaman dalam data, lanjutkan dengan analisis regresi linear berganda.

5. Menentukan *bandwidth* fungsi terbaik untuk setiap daerah observasi berdasarkan nilai *cross validation*.
6. Menemukan matriks pembobot dengan fungsi kernel *fixed gaussian*.
7. Melakukan estimasi dan pembentukan model GWR.
8. Menguji kesesuaian dan menguji parameter model GWR secara parsial, serta membuat peta tematik penyebaran kepesertaan PBI-JK di Jawa Timur berdasarkan variabilitas yang berdampak.
9. Menemukan model yang unggul antara regresi linear dan GWR melalui nilai AIC dan *R-square*.

Hasil dan Pembahasan

Hasil Analisa Deskriptif

Statistika deskriptif dilakukan untuk mendapatkan gambaran tentang suatu data. Data dideskripsikan menggunakan analisis ini dalam bentuk infografik yang jelas dan mudah dipahami. Hasil analisis deskriptif ini ditunjukkan dalam tabel berikut:

Tabel 2 Hasil Deskripsi Data

Variabel	Min.	Median	Mean	Max.
Jumlah Peserta PBI-JK (Y)	28.085	504.029	470.555	1.113.176
Jumlah Penduduk (X1)	142.272	1.079.131	1.103.155	3.018.022
Persentase Penduduk Miskin (X2)	3,060	9,215	9,782	20,830
Indeks Pembangunan Manusia (X3)	66,72	74,56	75,31	84,69
Faskes Mitra JKN (X4)	38	88	110,18	414

Tabel 2 menunjukkan bahwa Kota Mojokerto memiliki jumlah peserta PBI-JK terkecil sebesar 28.085, sedangkan Kabupaten Malang memiliki jumlah peserta terbesar sebesar 1.113.176. Untuk jumlah penduduk, Kabupaten/Kota ini juga memiliki nilai paling rendah sebesar 142.272 dan paling tinggi sebesar 3.018.022. Kenyataan bahwa Kabupaten Malang juga memiliki populasi tertinggi, mungkin menjadi salah satu faktor penyebab banyaknya peserta PBI-JK di daerah tersebut. Sebelum melakukan analisis lebih lanjut dilakukan *preprocessing* data dengan menstandarisasi data untuk menyetarakan skala variabel dan meningkatkan stabilitas model statistik.

Hasil Model Regresi Linear

Regresi linier diterapkan untuk memperkirakan bagaimana variabel respon akan berubah dalam situasi di mana nilai variabel prediktor digunakan sebagai faktor penentu. Berikut tabel hasilnya:

Tabel 3 Regresi Linear

Koefisien	estimasi	Std. Error	t-value	Pr(> t)
(Intercept)	2,786e-16	4,187e-2	0,000	1,000
Jumlah Penduduk (X1)	1,170	1,428e-1	8,195	1,840e-9
Persentase Penduduk Miskin (X2)	3,442e-1	7,701e-2	4,470	8,710e-5
Indeks Pembangunan Manusia (X3)	-5,601e-1	1,094e-1	-0,512	0,612
Faskes Mitra JKN (X4)	-4,840e-1	1,470e-1	-3,293	0,002
Multiple R-Squared: 0,940			Adjusted R-squared: 0,933	
F-statistic: 130,6			p-value: < 2,2e-16	

$$Y = (2,786e - 16) + (1,170)X_1 + (3,442e - 1)X_2 + (-5,601e - 1)X_3 + (-4,840e - 1)X_4$$

Menurut hasil persamaan regresi linear, nilai konstanta 2,786e-16 menunjukkan bahwa kepesertaan PBI-JK provinsi Jawa Timur akan meningkat sebesar 2,786e-16 jika nilai dari variabel X1, X2, X3, dan

X4 dianggap 0. Dengan nilai *R-Square* adalah 0,941, menunjukkan bahwa variabel prediktor dapat menjelaskan 94,1% dari variasi variabel respons.

Hasil Uji Multikolinearitas

Metode multikolinieritas digunakan untuk menentukan adanya hubungan antara variabel prediktor. Faktor Inflasi Variasi (VIF) adalah metrik yang menunjukkan adanya multikolinearitas. Jika nilai VIF di bawah 10, maka multikolinieritas tidak terjadi. Dengan deteksi ini didapatkan hasil seperti table berikut:

Tabel 4 Hasil VIF

	X1	X2	X3	X4
VIF	11,326	3,294	6,651	11,995

Berdasarkan Tabel 4, terjadi multikolinearitas pada variabel jumlah penduduk (X1) dan jumlah fasilitas kesehatan mitra JKN (X4) dengan nilai VIF > 10, sehingga variabel X4 yang memiliki VIF tertinggi dikeluarkan untuk menjaga stabilitas model, meskipun secara substantif variabel tersebut penting dalam program JKN dan menjadi keterbatasan dalam penelitian ini.

Hasil Model Regresi Linear Setelah Penanganan

Dengan menghapus variabel X4 yang memiliki nilai VIF tertinggi didapatkan hasil regresi sebagai berikut:

Tabel 5 Regresi Linear Setelah Penanganan

Koefisien	Estimasi	Std. Error	t-value	Pr(> t)
(Intercept)	2,085e-16	4,755e-2	0,000	1,000
Jumlah Penduduk (X1)	7,223e-1	4,933e-2	14,634	3,020e-16
Persentase Penduduk Miskin (X2)	2,820e-1	8,478e-2	3,326	0,002
Indeks Pembangunan Manusia (X3)	-3,173e-1	8,560e-2	-3,707	0,001
Multiple R-Squared: 0,921			Adjusted R-squared: 0,914	
F-statistic: 132,2			p-value: < 2,2e-16	

$$Y = (2,085e - 16) + (7,223e - 1)X_1 + (2,820e - 1)X_2 + (-3,173e - 1)X_3$$

Menurut hasil persamaan regresi linear, nilai konstanta 2,085e-16 menunjukkan bahwa kepesertaan PBI-JK provinsi Jawa Timur akan meningkat sebesar 2,085e-16 jika nilai dari variabel X1, X2, dan X3 dianggap 0. Dengan nilai *R Square* 0,921, menunjukkan bahwa variabel prediktor dapat menjelaskan 92,1% dari variasi variabel respons.

Hasil Uji Multikolinearitas Setelah Penanganan

Tabel 6 Uji Multikolinearitas Setelah Penangan

	X1	X2	X3
VIF	1,048	3,095	3,156

Menurut tabel 6 di atas, tidak terjadi multikolinearitas dikarenakan nilai VIF < 10.

Hasil Uji Normalitas

Uji *Kolmogorov-Smirnov* diaplikasikan untuk memverifikasi kenormalan sebaran residual. Hasil uji menunjukkan bahwa D = 0,101 dan *p-value* = 0,419 > α = 5%, sehingga keputusan yang ditarik adalah H_0 tidak ditolak dengan artian bahwa residual berdistribusi normal.

Hasil Uji Autokorelasi

Uji *Durbin Watson* adalah metode untuk menentukan autokorelasi. Tujuan uji ini adalah untuk mengetahui apakah ada korelasi antara kedua residual.

Tabel 7 Hasil Durbin Watson

<i>Autocorrelation</i>	<i>D-W Statistic</i>	<i>p-value</i>
-0,043	1,955	0.738

Berdasarkan hasil uji autokorelasi, diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,738 ($> 0,05$), sehingga H_0 gagal ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada residual model.

Hasil Uji Heterogenitas Spasial

Untuk mengidentifikasi heterogenitas spasial, digunakan uji Breusch-Pagan. Statistik BP yang diperoleh dari uji Breusch-Pagan adalah 12,709 dengan nilai *p* sebesar 0,005, yang berada di bawah tingkat signifikansi $\alpha = 5\%$. Akibatnya, H_0 ditolak, menunjukkan adanya heterogenitas spasial dalam dataset. Oleh karena itu, *Geographically Weighted Regression* merupakan metode yang paling sesuai untuk analisis.

Hasil Bandwith dan Pembobot

Nilai *Cross Validation* (CV) terkecil dicari untuk menemukan nilai *bandwidth* terbaik. *Bandwidth* terbaik adalah 0,469 dan nilai CV terkecil adalah 3,869. Selanjutnya, rumus fungsi Kernel *Fixed Gaussian* menggunakan nilai *bandwidth* ini untuk menghasilkan matriks pembobot. Matriks ini mengandung nilai yang berbeda sesuai dengan lokasi setiap observasi, sehingga setiap wilayah menerima bobot yang disesuaikan berdasarkan jarak yang mereka miliki satu sama lain.

Hasil Estimasi Model GWR

Nilai parameter model GWR ditaksir untuk setiap titik pengamatan, sehingga tidak ada nilai parameter yang sama untuk setiap titik pengamatan.

Tabel 8 Estimasi Parameter GWR

Koefisien	<i>Min.</i>	<i>Median</i>	<i>Max.</i>	<i>Global</i>
<i>X.Intercept.</i>	-0,085	0,040	0,236	0,000
Jumlah Penduduk (X1)	0,575	0,712	1,106	0,722
Persentase Penduduk Miskin (X2)	0,197	0,303	0,411	0,282
Indeks Pembangunan Manusia (X3)	-0,475	-0,333	0,131	-0,317
<i>Quasi-global R2:</i>			0,961	

Pembobot yang digunakan dalam model membuat penduga parameter berlaku secara lokal. Dengan kata lain, setiap kota/kabupaten di Jawa Timur mendapat nilai koefisien parameternya sendiri. Sebagai contoh, variabel jumlah penduduk (X1) memiliki range nilai koefisien parameter GWR antara 0,575 dan 1,106. Ini menunjukkan bahwa variabel tersebut memiliki kemampuan untuk mempengaruhi jumlah kepesertaan PBI-JK di Jawa Timur dengan nilai koefisien antara 0,575 dan 1,106.

Hasil Uji Hipotesis Model GRW

Hasil Uji Kesesuaian Model GWR

Tujuan dari uji kesesuaian model GWR adalah untuk menganalisis keunggulan model GWR dibandingkan regresi linear konvensional. Hasil uji menunjukkan bahwa kedua model tidak berbeda secara signifikan, dengan bukti statistik berupa nilai *F*-hitung = 1,840 dan *p-value* = 0,113 $> \alpha = 0,05$, sehingga H_0 gagal ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara model OLS dan model GWR. Meskipun demikian, model GWR tetap digunakan dalam penelitian ini

karena mampu memberikan informasi variasi parameter secara spasial yang tidak dapat ditangkap oleh model OLS, sehingga berguna untuk analisis eksploratif dan pemetaan pengaruh variabel pada masing-masing wilayah.

Hasil Uji Parameter Model GWR

Tujuan dari uji parsial parameter model GWR adalah untuk menentukan parameter variabel prediktor mana yang mempengaruhi variabel dependen di setiap kabupaten atau kota. Hubungan signifikan antara variabel bebas dan terikat terjadi jika nilai $p\text{-value} < \alpha$ yang telah ditetapkan. Seperti pada Kabupaten Pasuruan yang memiliki nilai $p\text{-value } 4,322 \times 10^{-13}$ untuk variabel jumlah penduduk dan 0,007 untuk variabel persentase penduduk miskin. Karena variabel signifikan yang berbeda untuk setiap kabupaten/kota, hasil pengujian parsial ini akan digambarkan sebagai berikut:



Gambar 2. Peta Persebaran Variabel Pemengaruh

Gambar tersebut memperlihatkan bahwa variabel Jumlah penduduk berkontribusi secara nyata pada perubahan jumlah kepesertaan PBI-JK di seluruh kota/kabupaten Jawa Timur. Selanjutnya, variabel persentase penduduk miskin juga berkontribusi secara nyata di sebagian besar kabupaten/kota di Jawa Timur. Hasil menunjukkan bahwa 38 model GWR, setara dengan jumlah kota/kabupaten di Jawa timur, dapat dibentuk berdasarkan temuan tersebut. Model GWR yang dihasilkan dapat dilihat di Tabel 9.

Tabel 9 Model GWR Kabupaten/Kota

Kabupaten/Kota	Model
KAB. PACITAN	$Y = 0,049 + 1,106X_1 + 0,355X_2 + 0,131X_3$
KAB. PONOROGO	$Y = 0,021 + 0,791X_1 + 0,309X_2 - 0,183X_3$
KOTA MADIUN	$Y = 0,010 + 0,862X_1 + 0,320X_2 - 0,071X_3$
⋮	⋮
KOTA SURABAYA	$Y = 0,071 + 0,643X_1 + 0,205X_2 - 0,475X_3$
KOTA BATU	$Y = 0,109 + 0,682X_1 + 0,248X_2 - 0,445X_3$

Hasil Penentuan Model Terbaik

Kriteria Informasi Akaike (AIC) dengan skor terkecil dan koefisien determinasi (R^2) tertinggi digunakan untuk menentukan model terbaik.

Tabel 10 Perbandingan Model

Model	AIC	R^2
OLS	20,348	0,921
GWR	-4,080	0,961

Kriteria AIC dan R^2 yang dihasilkan pada Tabel 10 menekankan bahwa skor R^2 pada model GWR adalah 0,961, sedangkan pada model OLS adalah 0,921. Selain itu, model GWR juga menghasilkan skor AIC rendah dibandingkan model OLS. Oleh karena itu, model GWR adalah model terbaik untuk memodelkan kepesertaan PBI-JK di Jawa Timur karena memiliki nilai AIC terendah dan R^2 tertinggi.

Kesimpulan

Berdasarkan temuan penelitian, faktor-faktor seperti ukuran populasi, proporsi individu miskin, dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) mempengaruhi tingkat partisipasi dalam PBI-JK di Provinsi Jawa Timur. Model global seperti OLS tidak mampu memperhitungkan perbedaan antardaerah, sebagaimana terungkap dalam analisis menggunakan *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang menunjukkan variabilitas spasial. Penerapan metode GWR menunjukkan bahwa variabel populasi memiliki dampak signifikan terhadap jumlah peserta PBI-JK di seluruh kota dan kabupaten di Jawa Timur. Selain itu, variabel yang berkaitan dengan persentase penduduk miskin menunjukkan efek signifikan di sebagian besar kota dan kabupaten di Jawa Timur, dengan pengecualian Pacitan, Trenggalek, Tulungagung, Madiun, Magetan, Ngawi, Tuban, Lamongan, Gresik, Bangkalan, Kota Madiun, dan Surabaya, sementara variabel IPM tidak secara signifikan mempengaruhi kota atau kabupaten mana pun di Jawa Timur.

Meskipun secara statistik tidak terdapat perbedaan signifikan antara model OLS dan GWR, nilai kriteria AIC menunjukkan bahwa model GWR lebih unggul. Model GWR dipilih sebagai model terbaik karena kemampuannya menangkap variasi spasial dan menghasilkan estimasi parameter lokal yang lebih relevan untuk tiap kabupaten/kota. Dengan demikian, model GWR memberikan hasil yang lebih relevan dan sesuai dengan karakteristik wilayah, sehingga lebih baik dalam memodelkan dibandingkan jika hanya menggunakan model OLS.

Ucapan Terimakasih

ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, khususnya Tim Kerja Pembiayaan Kesehatan, atas dukungan, arahan, serta penyediaan data selama proses penelitian ini.. Kontribusi yang berharga dari pihak Dinas Kesehatan Jawa Timur telah memberikan manfaat yang signifikan dalam mendukung kelancaran penelitian dan penyusunan artikel ini.

Referensi

- [1] D. A. Anantika and H. Sasana, "Analisis Pengaruh Pengeluaran Pemerintah Sektor Pendidikan, Kesehatan, Korupsi, dan Pertumbuhan Ekonomi terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Negara APEC," *Diponegoro Journal of Economics*, vol. 9, no. 3, pp. 167–178, Jul. 2021, doi: 10.14710/DJOE.31581.
- [2] N. Murniati, R. M. Rimbani, and U. Mawaddah, "Keberhasilan Program Subsidi Kesehatan Terhadap Alokasi Biaya Kesehatan Keluarga Miskin," *Jurnal Riset Ilmu Ekonomi*, vol. 1, no. 1, pp. 12–21, Apr. 2021, doi: 10.23969/JRIE.V1I1.9.
- [3] C. R. A. Saputro and F. Fathiyah, "Universal Health Coverage: Internalisasi Norma di Indonesia," *Jurnal Jaminan Kesehatan Nasional (JJKN)*, vol. 2, no. 2, pp. 204–216, Dec. 2022, doi: 10.53756/jjkn.v2i2.108.
- [4] A. Novitri Ramadhani Hasibuan, S. Adena Putri, S. Rahmadani Hasibuan, F. Pramita Gurning, and K. Kunci, "Analisis Kesesuaian Anggota BPJS Penerima Bantuan Iuran (PBI) dengan Indikator Kemiskinan di Kota Medan," *Jurnal Kolaboratif Sains*, vol. 7, no. 7, pp. 2465–2478, Jul. 2024, doi: 10.56338/JKS.V7I7.5602.
- [5] I. Nugraheni *et al.*, "Tinjauan Literatur: Evaluasi Program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) di Indonesia," *Jurnal Kesehatan*, vol. 12, no. 2, Dec. 2023, doi: 10.46815/JK.V12I2.184.
- [6] "Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2023".
- [7] "Sismonev DJSN | Kesehatan." Accessed: May 15, 2025. [Online]. Available: <https://kesehatan.djsn.go.id/kesehatan/pesertasegmen/>
- [8] F. Fitriyani, S. Yurinanda, and C. Multahadah, "Penerapan Metode Geographically Weighted Regression Pada Tingkat Pencemaran Air Berdasarkan Total Coliform Di Provinsi Jambi," *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, vol. 4, no. 1, pp. 603–613, Apr. 2023, doi: 10.46306/LB.V4I1.305.

- [9] A. Hapsery and D. Trishnanti, "Aplikasi Geographically Weighted Regression (GWR) Untuk Pemetaan Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Aktivitas Literasi Membaca Di Indonesia," *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, vol. 5, no. 2, pp. 80–91, Oct. 2021, doi: 10.26740/JRAM.V5N2.P80-91.
- [10] J. A. Nursiyono and M. Apriyani, "Determinan Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2020: Analisis Geographically Weighted Regression (GWR)," *Poltekita : Jurnal Ilmu Kesehatan*, vol. 16, no. 1, pp. 89–97, May 2022, doi: 10.33860/jik.v16i1.844.
- [11] D. P. Ningrum, T. Saifudin, S. Suliyanto, and N. Chamidah, "Tuberculosis Modeling in East Java Based on Geographically Weighted Regression Approach," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 19, no. 1, pp. 19–32, Sep. 2022, doi: 10.20956/j.v19i1.21262.
- [12] H. Y. Saputra and I. F. Radam, "Accessibility model of BRT stop locations using Geographically Weighted regression (GWR): A case study in Banjarmasin, Indonesia," *International Journal of Transportation Science and Technology*, vol. 12, no. 3, pp. 779–792, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.ijtst.2022.07.002.
- [13] "PERPRES No. 82 Tahun 2018." Accessed: Apr. 29, 2025. [Online]. Available: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/94711/perpres-no-82-tahun-2018>
- [14] S. Mar'atush Sholihah, N. Yoga Aditiya, E. Saphira Evani, and S. Maghfiroh, "Konsep Uji Asumsi Klasik pada Regresi Linier Berganda," *Jurnal Riset Akuntansi Soedirman*, vol. 2, no. 2, pp. 102–110, Dec. 2023, doi: 10.32424/1.JRAS.2023.2.2.10792.
- [15] A. H. Azizah, N. Nurjannah, A. A. R. Fernandes, and R. Hamdan, "Geographically Weighted Panel Logistic Regression Semiparametric Modeling On Poverty Problem," *MEDIA STATISTIKA*, vol. 16, no. 1, pp. 47–58, Nov. 2023, doi: 10.14710/MEDSTAT.16.1.47-58.
- [16] G. Dwijuna Ahadi, N. N. Laili, and E. Zain, "The Simulation Study of Normality Test Using Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, and Shapiro-Wilk," *EIGEN MATHEMATICS JOURNAL*, vol. 6, no. 1, pp. 11–19, Jun. 2023, doi: 10.29303/EMJ.V6I1.131.
- [17] Z. Chen, S. Zhang, W. Geng, Y. Ding, and X. Jiang, "Use of Geographically Weighted Regression (GWR) to Reveal Spatially Varying Relationships between Cd Accumulation and Soil Properties at Field Scale," *Land 2022, Vol. 11, Page 635*, vol. 11, no. 5, p. 635, Apr. 2022, doi: 10.3390/LAND11050635.
- [18] A. Milla Khariyani and E. Putranda Setiawan, "Analisis Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Jumlah Penderita Tuberkulosis Menggunakan Geographically Weighted Regression Di Provinsi Jawa Timur," 2022.
- [19] R. Putra, S. W. Tyas, and M. G. Fadhlurrahman, "Geographically Weighted Regression with The Best Kernel Function on Open Unemployment Rate Data in East Java Province," *Enthusiastic : International Journal of Applied Statistics and Data Science*, pp. 26–36, Apr. 2022, doi: 10.20885/ENTHUSIASTIC.VOL2.ISS1.ART4.
- [20] S. Kartika and G. Kholijah, "Penggunaan Metode Geographically Weighted Regression (GWR) Untuk Mengestimasi Faktor Dominan yang Mempengaruhi Penduduk Miskin di Provinsi Jambi," *JOMTA Journal of Mathematics: Theory and Applications*, vol. 2, no. 2, 2020.