

Pemodelan Spasial Ketahanan Pangan Jawa Timur Tahun 2023

Tasya Lutfiah Nur Azizah *, Suliadi

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

tasyalutfiah099@email.com, suliadi@unisba.ac.id

Abstract. Spatial regression analysis is an extension of classical regression that incorporates spatial effects. Spatial effects refer to the geographic influence on data, which can be classified into *spatial dependence* and *spatial heterogeneity*. To address spatial heterogeneity, the *Geographically Weighted Regression* (GWR) method is applied by estimating parameters through geographic proximity weighting. GWR allows each location to have its own local parameters, enabling the model to capture variations in the relationship between variables across locations. This makes GWR a more adaptive and representative model compared to classical regression, especially in revealing spatially varying relationships. In this study, the GWR method is applied to the 2023 Food Security Index (FSI) data of districts and cities in East Java Province, using *haversine* distance and a *fixed exponential* kernel. The analysis produces 38 local GWR models, with variations in predictor variables influencing the IKP across two regional groups. The GWR model demonstrates superior performance over OLS, as indicated by a higher *adjusted R²* value.

Keywords: *Geographically Weighted Regression (GWR), Heterogenitas Spasial, Food Security Indeks (FSI).*

Abstrak. Analisis regresi spasial merupakan pengembangan analisis regresi klasik yang mempertimbangkan efek spasial. Efek spasial diartikan sebagai pengaruh geografis terhadap data, yang terbagi menjadi keterkaitan spasial dan heterogenitas spasial. Dalam mengatasi masalah heterogenitas spasial dapat dilakukan melalui metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan menaksir parameter melalui pembobotan kedekatan geografis. Metode GWR memungkinkan setiap lokasi memiliki parameter lokal sehingga dapat mampu menangkap variasi hubungan antar variabel di setiap lokasi. Hal ini menjadikan GWR sebagai model yang adaptif dan representatif dibandingkan model regresi klasik, khususnya dalam menunjukkan perbedaan hubungan antar variabel di berbagai lokasi. Dalam penelitian ini, metode GWR diterapkan pada data Indeks Ketahanan Pangan (IKP) kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2023 dengan menggunakan jarak *haversine* dan kernel *fixed Eksponensial*. Hasil analisis menghasilkan 38 model lokal GWR dengan variasi variabel prediktor yang memengaruhi IKP pada dua kelompok wilayah. Model GWR terbukti lebih baik dari OLS berdasarkan nilai *adjusted R²* yang lebih tinggi.

Kata Kunci: *Geographically weighted Regression (GWR), Heterogenitas Spasial, Indeks Ketahanan Pangan (IKP)*

A. Pendahuluan

Pangan merupakan salah satu kebutuhan dasar manusia yang wajib untuk dipenuhi untuk mempertahankan keberlangsungan hidup dan kehidupan. Pembangunan pangan dan gizi di Indonesia berkaitan erat dengan perwujudan ketahanan pangan. Ketahanan pangan sendiri merupakan salah satu pilar utama yang digunakan untuk menjaga kestabilan nasional. Ketika masyarakat memperoleh pangan yang cukup, bergizi, aman, dan beragam secara berkelanjutan, maka ketahanan pangan di suatu negara dapat dikatakan tercapai. Dalam mengukur ketahanan pangan tersebut digunakan alat ukur yang disebut sebagai Indeks Ketahanan Pangan (IKP). Alat tersebut digunakan untuk menilai kondisi ketahanan pangan suatu wilayah berdasarkan tiga aspek utama, yaitu ketersediaan, keterjangkauan, dan pemanfaatan pangan (Chaireni et al., 2020).

Indonesia merupakan salah satu negara yang memiliki komitmen untuk mewujudkan 17 target dalam SDGs. Salah satu target yang perlu dicapai yaitu tanpa kelaparan dengan mencapai ketahanan pangan serta memperbaiki nutrisi dan mempromosikan pertanian yang berkelanjutan. Masalah yang dihadapi Indonesia dalam konteks ketahanan pangan yaitu kurang meratanya distribusi ketahanan pangan antar wilayah. Sebagai contoh, Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi yang memiliki skor IKP tertinggi dengan nilai 82,46%. Namun, tidak semua kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur memiliki nilai IKP diatas 80%, bahkan ada wilayah yang mengalami penurunan nilai IKP. Hal tersebut dapat mengindikasikan adanya ketimpangan dalam pencapaian ketahanan pangan di tingkat lokal (Badan Pangan Nasional, 2024). Ketimpangan tersebut perlu dikaji secara mendalam, terutama dengan pendekatan yang mempertimbangkan pengaruh lokasi geografis.

Ketahanan pangan di suatu wilayah dapat dipengaruhi beberapa faktor yang saling berkaitan. Faktor-faktor seperti ketersediaan pangan, tingkat kemiskinan, dan keragaman konsumsi pangan dapat membentuk kondisi ketahanan pangan antar wilayah. Selain itu, perbedaan kondisi sosial ekonomi, akses pangan, dan pola konsumsi di berbagai daerah juga dapat menyebabkan variasi capaian ketahanan pangan (Hendriadi & Ariani, 2024). Hal tersebut mengartikan bahwa hubungan antara faktor-faktor tersebut dengan nilai IKP tidak selalu bersifat seragam di seluruh wilayah. Maka dari itu, untuk mengatasi masalah tersebut digunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR) yang mampu menggambarkan hubungan antar variabel secara lokal. Dengan metode GWR, setiap wilayah yang dianalisis mampu menjelaskan perbedaan pengaruh faktor-faktor nilai IKP di setiap kabupaten/kota. Pendekatan tersebut dapat memungkinkan pemerintah dan pemangku kebijakan memperoleh wawasan lebih spesifik dalam merancang kebijakan ketahanan pangan di setiap kabupaten/kota yang membutuhkan perhatian khusus (Syakirotn et al., 2023).

Dengan latar belakang tersebut, maka metode GWR akan diterapkan di wilayah Provinsi Jawa Timur untuk menganalisis variasi spasial serta pengaruh faktor-faktor terhadap nilai IKP pada setiap kabupaten/kota.

B. Metode

Regresi Klasik

Regresi klasik digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel respon dan beberapa variabel prediktor (Kutner, 2005). Model dasar regresi klasik dituliskan sebagai:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Dalam model regresi, y_i adalah variabel respon pada pengamatan ke- i , sedangkan β_0 merupakan intercept. Koefisien β_k menunjukkan pengaruh variabel prediktor x_{ik} terhadap y_i . Nilai x_{ik} adalah prediktor ke- k pada pengamatan ke- i , dan ε_i adalah residual yang mencerminkan selisih antara nilai aktual dan prediksi. Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS), dengan asumsi sisaan berdistribusi normal, rata-rata nol, dan ragam homogen $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$. Estimasi parameter:

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

Pengujian Asumsi Regresi Klasik

1. Normalitas Sisaan

Pengujian sisaan dilakukan menggunakan uji *Shapiro-Wilk*, untuk melihat apakah sisaan berdistribusi normal (Kutner, 2005). Dengan statistik uji sebagai berikut:

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

Dalam notasi tersebut, y_i adalah nilai residual ke- i yang diurutkan, $\bar{y}$ merupakan rata-rata residual, a_i merupakan koefisien yang diperoleh dari matriks kovarians normal standar, dan n adalah ukuran sampel. Jika $W < W_{(\alpha, n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, maka sisaan tidak berdistribusi normal.

2. Homogenitas Sisaan

Pengujian sisaan dilakukan menggunakan uji *Breusch-Pagan*, untuk melihat apakah ragam sisaan homogen (Kutner, 2005). Dengan statistik uji sebagai berikut:

$$BP = \left(\frac{JKR^*}{2} \right) \div \left(\frac{JKS}{n} \right)^2 \quad (4)$$

Dalam notasi tersebut, Jumlah kuadrat regresi (JKR^*), $JKR^* = \sum (\hat{e}_i^2 - \bar{e}^2)^2$ dan Jumlah kuadrat sisaan (JKS), $JKS = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2$ dengan χ_{db}^2 merupakan kriteria uji distribusi *chi-square* dimana derajat bebas (db) sebesar $(1-\alpha, k)$, α merupakan taraf signifikan dan k merupakan jumlah variabel prediktor. Jika $BP > \chi_{(1-\alpha, k)}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$, maka ragam sisaan tidak homogen.

3. Multikolinearitas

Pengujian sisaan dilakukan menggunakan uji *Variance Inflation Factor* (VIF), untuk melihat apakah terdapat kekolinearan dalam variabel prediktor (Kutner, 2005). Dengan statistik uji sebagai berikut:

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2} \quad (5)$$

Dalam notasi tersebut, R_k^2 merupakan koefisien determinasi dari hasil regresi variabel x_k terhadap seluruh variabel prediktor lainnya. Dengan rumus $R_k^2 = (1 - JKS_k / JKT_k)$, dimana $JKS = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2$ dan $JKT = \sum (y_i - \bar{y})^2$. Jika nilai VIF > 10, maka terdapat multikolinearitas dalam variabel prediktor.

Keterkaitan Spasial

Regresi spasial merupakan pengembangan dari regresi klasik yang mempertimbangkan pengaruh lokasi geografis dalam model. Efek spasial terbagi menjadi dua, yaitu *spatial dependency* (keterkaitan antar lokasi) dan *spatial heterogeneity* (perbedaan karakteristik antar lokasi). Ketika asumsi regresi klasik tidak terpenuhi, seperti adanya ragam sisaan yang tidak homogen, maka indikasi efek spasial muncul. Salah satu metode untuk menangani efek tersebut adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR), yang mampu menghasilkan estimasi parameter secara lokal di setiap titik lokasi (Yandell & Anselin, 1990). Sebelum menerapkan GWR, perlu dilakukan uji efek spasial, yaitu autokorelasi/keterkaitan spasial. Pengujian keterkaitan spasial dilakukan menggunakan uji *Moran's I*, untuk melihat apakah terdapat keterkaitan spasial antar lokasi (Yasin et al., 2020). Dengan statistik uji sebagai berikut:

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (6)$$

Jika $p\text{-value} < \alpha$, maka terdapat keterkaitan spasial antar lokasi. Sementara itu, jika hasil pengujian ragam sisaan menunjukkan sifat heterogen, maka dapat dikatakan bahwa terdapat heterogenitas spasial dalam data.

Geographically Weighted Regression (GWR)

Geographically Weighted Regression (GWR) merupakan salah satu metode statistik yang dikembangkan berdasarkan regresi klasik, dimana metode ini akan mempertimbangkan kondisi lokal melalui pembobotan dari setiap wilayah sekaligus mengatasi masalah heterogenitas spasial (Fotheringham et al., 2002). Adapun model GWR dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^m \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (7)$$

Dalam model regresi, y_i adalah variabel respon pada lokasi ke- i , sedangkan $\beta_0(u_i, v_i)$ merupakan *intercept* pada lokasi ke- i . Koefisien $\beta_k(u_i, v_i)$ menunjukkan pengaruh variabel prediktor x_{ik} terhadap y_i pada lokasi ke- i . Nilai x_{ik} adalah prediktor ke- k pada pengamatan ke- i , dan ε_i adalah residual yang mencerminkan selisih antara nilai aktual dan prediksi. Dalam mengestimasi parameter regresi klasik menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS). Penaksiran parameter akan sama seperti yang dilakukan pada analisis regresi klasik, namun terdapat penambahan pembobotan berdasarkan kedekatan setiap lokasi dalam pengamatan. Berikut merupakan persamaan untuk memodelkan GWR sebagai berikut.

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

Penentuan Bobot

Dalam menentukan bobot pada metode GWR akan menggunakan fungsi kernel. Fungsi kernel yang biasa digunakan pada metode GWR, yaitu kernel *Gaussian*, *Bi-Square*, dan Eksponensial. Pada penelitian ini fungsi kernel yang akan digunakan adalah fungsi kernel Eksponensial (Fotheringham et al., 2002). Berikut merupakan rumus fungsi kernel eksponensial:

$$W_G(u_i, v_i) = \exp\left(-\left(\frac{d(i, j)}{h}\right)\right) \quad (9)$$

Dengan $d(i, j)$ adalah jarak antar lokasi yang dihitung melalui perhitungan *haversine distance*. Penggunaan jarak *haversine* digunakan karena pada pengukurannya akan dipertimbangkan kondisi bentuk bumi. Hal tersebut berbeda dengan penentuan jarak *euclidean* yang hanya memperhitungkan jarak sebagai panjang garis lurus saja (Miftahuddin et al., 2020). Berikut merupakan rumus menghitung jarak menggunakan *haversine distance* sebagai berikut:

$$a = \sin^2\left(\frac{\Delta u}{2}\right) + \cos(u_i) \times \cos(u_j) + \sin^2\left(\frac{\Delta v}{2}\right) \quad (10)$$

$$d(i, j) = 2r \cdot \arcsin(\sqrt{a}) \quad (11)$$

Pada fungsi kernel (9), h merupakan parameter *bandwidth* yang digunakan untuk menentukan sejauh mana pengaruh atau pembobotan dari suatu titik data terhadap lokasi lain dalam ruang saling berpengaruh. Salah satu metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah metode *Cross-Validation* (CV). Berikut merupakan rumus CV:

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{i \neq 1}(h))^2 \quad (12)$$

Dalam notasi tersebut, y_i adalah variabel respon pada lokasi ke- i , sedangkan $\hat{y}_{i \neq 1}(h)$ merupakan nilai penaksir y_i , dimana pengamatan di lokasi ke- i dihilangkan dari proses estimasi dan menggunakan *bandwidth* dengan lebar (h)

Evaluasi Model

Efektivitas suatu model dapat dilihat melalui nilai *Adjusted R*². Nilai *Adjusted R*² digunakan untuk menilai kesesuaian antara nilai observasi dan prediksi sekaligus menilai seberapa baik model tersebut cocok dengan data. Semakin mendekati nilai 1 atau 100%, maka dapat diartikan bahwa model lebih baik (Lessani & Li, 2024). Berikut merupakan rumus *Adjusted R*²:

$$Adj_{R^2} = 1 - \left(\frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - p - 1} \right) \quad (13)$$

Dalam notasi tersebut, R^2 merupakan koefisien determinasi dari hasil regresi variabel, sedangkan n merupakan jumlah total pengamatan, dan p merupakan banyaknya parameter dalam model regresi.

Gambar 1 menunjukkan sebaran IKP di Jawa Timur tahun 2023. Wilayah hijau memiliki nilai IKP rendah sedangkan biru menunjukkan nilai IKP tinggi. Kabupaten Bangkalan memiliki nilai IKP terendah sebesar 73,23%, sementara Kota Madiun memiliki nilai tertinggi sebesar 92,49%. Secara umum, kota cenderung memiliki IKP lebih tinggi dibanding kabupaten. Terlihat pula pola spasial, di mana daerah dengan nilai serupa cenderung berkelompok. Wilayah dengan IKP rendah perlu mendapat perhatian untuk pemerataan ketahanan pangan. Tabel 1 berikut merupakan hasil perhitungan statistik deskriptif untuk masing-masing variabel yang akan digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

Variabel	Minimum	Maksimum	Simpangan Baku	Rata-rata
IKP (Y)	73,23	92,49	4,98	82,46
Produksi Padi (X_1)	3.293	798.705	218.799,22	255.543,74
Rata-rata Konsumsi Beras (X_2)	1,12	1,90	0,19	1,46
Pengeluaran per Kapita (X_3)	9.363	18.977	2.263,35	12.287,05
Garis Kemiskinan (X_4)	352.606	718.370	89.037,20	487.879,08
Jumlah Penduduk Miskin (X_5)	7,10	251,36	68,32	110,23
Pola Pangan Harapan (X_6)	73,20	99,50	5,83	90,54
Prevalensi Ketidakcukupan Pangan (X_7)	3,67	13,33	2,71	8,12

Tabel 1 menunjukkan bahwa rata-rata nilai IKP Provinsi Jawa Timur tahun 2023 sebesar 82,46%. Dengan Kota Madiun sebagai daerah dengan nilai IKP tertinggi sebesar 92,49%, sedangkan Kabupaten Bangkalan sebagai daerah dengan nilai IKP terendah sebesar 73,23%.

Analisis Inferensia

1. Pembentukan Model Regresi Klasik

Model regresi yang diestimasi dengan metode OLS adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = 105,2 + 0,00001231X_1^* - 4,151X_2 + 0,002199X_3^* - 0,00004473X_4^* - 0,01921X_5 - 0,1849X_6 - 0,7635X_7^*$$

*Signifikan

Berdasarkan hasil pengujian terhadap parameter regresi klasik dengan menggunakan taraf nyata 5% menunjukkan bahwa variabel produksi padi, pengeluaran per kapitan, garis kemiskinan, dan prevalensi ketidakcukupan pangan berpengaruh secara signifikan terhadap nilai IKP. Model tersebut menghasilkan nilai *Adjusted R-squared* sebesar 61,02% artinya model dapat menjelaskan variasi IKP sebesar 61,02% sedangkan sisanya 38,98% dijelaskan diluar model.

2. Pengujian/Pemeriksaan Asumsi

a. Uji Normalitas

Setelah dilakukan pengujian *Shapiro-Wilk* diperoleh nilai sebesar 0,9865 dan *p-value* sebesar 0,9192. Maka dapat disimpulkan bahwa sisaan berdistribusi normal pada taraf nyata 5%.

b. Uji Heterogenitas

Setelah dilakukan pengujian *Breusch-Pagan* diperoleh nilai sebesar 16,056 dan *p-value* sebesar 0,02461. Maka dapat disimpulkan bahwa ragam sisaan tidak homogen pada taraf nyata 5%. Dapat diindikasikan bahwa terdapat efek spasial berupa heterogenitas spasial.

c. Pemeriksaan Multikolinearitas

Pemeriksaan multikolinearitas yang dilakukan melalui uji VIF. Dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolinearitas antar variabel prediktor. Dengan Tabel 2 tertera nilai VIF antar variabel prediktor sebagai berikut

Tabel 2. Nilai VIF

Variabel	Nilai VIF
Produksi Padi (X_1)	2,00374
Rata-rata Konsumsi Beras (X_2)	3,19526

Pengeluaran per Kapita yang Disesuaikan (X_3)	5,74332
Garis Kemiskinan (X_4)	6,22635
Jumlah Penduduk Miskin (X_5)	1,91284
Pola Pangan Harapan (X_6)	2,01585
Prevalensi Ketidacukupan Pangan (X_7)	2,73022

Berdasarkan nilai VIF tersebut maka dapat diketahui bahwa semua variabel tidak memiliki masalah multikolinearitas dikarenakan nilai VIF < 10.

3. Pengujian Keterkaitan Spasial

Setelah dilakukan pengujian *Moran's I* diperoleh nilai sebesar 4,4815 dan *p-value* sebesar 0,000007413. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat keterkaitan spasial antar lokasi pada taraf nyata 5%. Dikarenakan hasil uji *Breusch-Pagan* menunjukkan bahwa terdapat variasi ragam yang signifikan, sehingga dapat dikatakan adanya heterogenitas spasial. Hal ini menunjukkan bahwa selain adanya keterkaitan spasial, terdapat pula heterogenitas spasial pada data. Sehingga analisis regresi spasial diperlukan untuk mengatasi masalah tersebut.

4. Pemodelan GWR

a. Penentuan Nilai *Bandwidth*

Pemilihan *bandwidth* optimum dilakukan dengan meminimalkan nilai CV menggunakan teknik *golden section search*. Perhitungan dilakukan iteratif hingga nilai CV konvergen. Jarak antar wilayah dihitung dengan metode *haversine distance* berdasarkan koordinat geografis. Nilai *bandwidth* optimum yang diperoleh sebesar 359,2254 dengan nilai CV minimum sebesar 499,1829. Nilai tersebut akan digunakan untuk menghitung bobot geografis dengan fungsi kernel *fixed* eksponensial.

b. Model GWR

Penaksiran parameter GWR akan berbeda hasilnya dengan metode regresi klasik. Pada metode regresi klasik akan menghasilkan satu nilai estimasi untuk seluruh wilayah kabupaten/kota, sementara itu pada metode GWR akan memiliki nilai yang beragam untuk masing-masing wilayah kabupaten/kota. Terdapat 38 persamaan regresi yang terbentuk untuk memodelkan nilai IKP di setiap wilayah. Tabel 3 menyajikan estimasi koefisien parameter GWR untuk masing-masing wilayah sebagai berikut.

Tabel 3. Estimasi Koefisien Parameter Model GWR

No.	Wilayah	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7
1.	Pacitan	102,8602	$1,1956 \times 10^{-5}$	-3,3397	$2,2618 \times 10^{-3}$	$-4,6151 \times 10^{-5}$	$-2,0986 \times 10^{-2}$	-0,1744	-0,6933
2.	Ponorogo	102,9492	$1,2163 \times 10^{-5}$	-3,5314	$2,2596 \times 10^{-3}$	$-4,5502 \times 10^{-5}$	$-2,0691 \times 10^{-2}$	-0,1766	-0,6917
3.	Trenggalek	102,5859	$1,2294 \times 10^{-5}$	-3,3982	$2,2507 \times 10^{-3}$	$-4,5097 \times 10^{-5}$	$-2,0624 \times 10^{-2}$	-0,1776	-0,6822
4.	Tulungagung	102,5124	$1,2531 \times 10^{-5}$	-3,4712	$2,2369 \times 10^{-3}$	$-4,4450 \times 10^{-5}$	$-2,0179 \times 10^{-2}$	-0,1787	-0,6857
5.	Blitar	102,6157	$1,2692 \times 10^{-5}$	-3,6231	$2,2161 \times 10^{-3}$	$-4,3842 \times 10^{-5}$	$-1,9726 \times 10^{-2}$	-0,1790	-0,6899
6.	Kediri	102,2727	$1,2766 \times 10^{-5}$	-3,7650	$2,1966 \times 10^{-3}$	$-4,2496 \times 10^{-5}$	$-1,9672 \times 10^{-2}$	-0,1784	-0,6807
7.	Malang	103,7839	$1,2784 \times 10^{-5}$	-3,9235	$2,1854 \times 10^{-3}$	$-4,3605 \times 10^{-5}$	$-1,9590 \times 10^{-2}$	-0,1819	-0,7274
8.	Lumajang	105,1153	$1,2790 \times 10^{-5}$	-4,2304	$2,1687 \times 10^{-3}$	$-4,3676 \times 10^{-5}$	$-1,9244 \times 10^{-2}$	-0,1863	-0,7665
9.	Jember	107,1241	$1,2722 \times 10^{-5}$	-4,4188	$2,1674 \times 10^{-3}$	$-4,4822 \times 10^{-5}$	$-1,9555 \times 10^{-2}$	-0,1943	-0,8187
10.	Banyuwangi	107,9219	$1,2682 \times 10^{-5}$	-4,6671	$2,1416 \times 10^{-3}$	$-4,4524 \times 10^{-5}$	$-1,9024 \times 10^{-2}$	-0,1965	-0,8346
11.	Bondowoso	107,5383	$1,2707 \times 10^{-5}$	-4,5328	$2,1598 \times 10^{-3}$	$-4,4670 \times 10^{-5}$	$-1,9071 \times 10^{-2}$	-0,1961	-0,8325
12.	Situbondo	107,7512	$1,2688 \times 10^{-5}$	-4,6360	$2,1496 \times 10^{-3}$	$-4,4380 \times 10^{-5}$	$-1,8636 \times 10^{-2}$	-0,1974	-0,8364
13.	Probolinggo	106,4212	$1,2774 \times 10^{-5}$	-4,4639	$2,1587 \times 10^{-3}$	$-4,4047 \times 10^{-5}$	$-1,9137 \times 10^{-2}$	-0,1905	-0,8040
14.	Pasuruan	103,3683	$1,2757 \times 10^{-5}$	-4,1564	$2,1654 \times 10^{-3}$	$-4,2164 \times 10^{-5}$	$-1,8434 \times 10^{-2}$	-0,1801	-0,7237
15.	Sidoarjo	101,5748	$1,2554 \times 10^{-5}$	-4,0852	$2,1628 \times 10^{-3}$	$-4,0753 \times 10^{-5}$	$-1,7804 \times 10^{-2}$	-0,1710	-0,6919
16.	Mojokerto	101,8832	$1,2605 \times 10^{-5}$	-4,0226	$2,1743 \times 10^{-3}$	$-4,1372 \times 10^{-5}$	$-1,8481 \times 10^{-2}$	-0,1729	-0,6902
17.	Jombang	101,9267	$1,2616 \times 10^{-5}$	-3,9926	$2,1822 \times 10^{-3}$	$-4,1690 \times 10^{-5}$	$-1,8831 \times 10^{-2}$	-0,1734	-0,6817
18.	Nganjuk	102,0923	$1,2422 \times 10^{-5}$	-3,7118	$2,2299 \times 10^{-3}$	$-4,3351 \times 10^{-5}$	$-1,9548 \times 10^{-2}$	-0,1754	-0,6818
19.	Madiun	102,1618	$1,2171 \times 10^{-5}$	-3,5716	$2,2589 \times 10^{-3}$	$-4,4522 \times 10^{-5}$	$-2,0046 \times 10^{-2}$	-0,1739	-0,6857
20.	Magetan	102,542	$1,1982 \times 10^{-5}$	-3,5071	$2,2655 \times 10^{-3}$	$-4,5317 \times 10^{-5}$	$-2,0342 \times 10^{-2}$	-0,1737	-0,6957
21.	Ngawi	102,3853	$1,1885 \times 10^{-5}$	-3,5491	$2,2555 \times 10^{-3}$	$-4,4908 \times 10^{-5}$	$-1,9922 \times 10^{-2}$	-0,1720	-0,7001
22.	Bojonegoro	101,9805	$1,2213 \times 10^{-5}$	-3,7721	$2,2303 \times 10^{-3}$	$-4,3299 \times 10^{-5}$	$-1,9158 \times 10^{-2}$	-0,1724	-0,6879
23.	Tuban	101,9098	$1,2251 \times 10^{-5}$	-4,0541	$2,2200 \times 10^{-3}$	$-4,1965 \times 10^{-5}$	$-1,7849 \times 10^{-2}$	-0,1712	-0,6954
24.	Lamongan	101,7850	$1,2345 \times 10^{-5}$	-4,1885	$2,1844 \times 10^{-3}$	$-4,1175 \times 10^{-5}$	$-1,7529 \times 10^{-2}$	-0,1715	-0,6883
25.	Gresik	101,9310	$1,2484 \times 10^{-5}$	-4,3147	$2,1766 \times 10^{-3}$	$-4,0575 \times 10^{-5}$	$-1,6799 \times 10^{-2}$	-0,1735	-0,7024
26.	Bangkalan	102,9469	$1,2443 \times 10^{-5}$	-4,2798	$2,1843 \times 10^{-3}$	$-4,1258 \times 10^{-5}$	$-1,6721 \times 10^{-2}$	-0,1806	-0,7279
27.	Sampang	104,6328	$1,2459 \times 10^{-5}$	-4,2763	$2,1813 \times 10^{-3}$	$-4,2211 \times 10^{-5}$	$-1,6975 \times 10^{-2}$	-0,1907	-0,7636
28.	Pamekasan	105,7855	$1,2536 \times 10^{-5}$	-4,4303	$2,1679 \times 10^{-3}$	$-4,2784 \times 10^{-5}$	$-1,7380 \times 10^{-2}$	-0,1942	-0,7852
29.	Sumenep	106,3221	$1,2514 \times 10^{-5}$	-4,4964	$2,1592 \times 10^{-3}$	$-4,3100 \times 10^{-5}$	$-1,7456 \times 10^{-2}$	-0,1944	-0,8051
30.	Kota Kediri	102,4789	$1,2622 \times 10^{-5}$	-3,5963	$2,2350 \times 10^{-3}$	$-4,3779 \times 10^{-5}$	$-1,9832 \times 10^{-2}$	-0,1805	-0,6845
31.	Kota Blitar	102,3012	$1,2661 \times 10^{-5}$	-3,5294	$2,2210 \times 10^{-3}$	$-4,3840 \times 10^{-5}$	$-1,9747 \times 10^{-2}$	-0,1779	-0,6865
32.	Kota Malang	103,0054	$1,2765 \times 10^{-5}$	-3,9374	$2,1779 \times 10^{-3}$	$-4,2787 \times 10^{-5}$	$-1,9080 \times 10^{-2}$	-0,1783	-0,7111

33.	Kota Probolinggo	104,9645	$1,2749 \times 10^{-5}$	-4,3324	$2,1629 \times 10^{-3}$	$-4,3038 \times 10^{-5}$	$-1,8553 \times 10^{-2}$	-0,1862	-0,7665
34.	Kota Pasuruan	103,2348	$1,2730 \times 10^{-5}$	-4,2331	$2,1616 \times 10^{-3}$	$-4,1701 \times 10^{-5}$	$-1,7956 \times 10^{-2}$	-0,1800	-0,7215
35.	Kota Mojokerto	101,8560	$1,2550 \times 10^{-5}$	-4,0588	$2,1749 \times 10^{-3}$	$-4,1237 \times 10^{-5}$	$-1,8397 \times 10^{-2}$	-0,1725	-0,6902
36.	Kota Madiun	102,2211	$1,2088 \times 10^{-5}$	-3,5196	$2,2684 \times 10^{-3}$	$-4,4930 \times 10^{-5}$	$-2,0222 \times 10^{-2}$	-0,1736	-0,6892
37.	Kota Surabaya	101,5950	$1,2447 \times 10^{-5}$	-4,1789	$2,1882 \times 10^{-3}$	$-4,0667 \times 10^{-5}$	$-1,6737 \times 10^{-2}$	-0,1733	-0,7026
38.	Kota Batu	102,6176	$1,2751 \times 10^{-5}$	-3,8993	$2,1843 \times 10^{-3}$	$-4,2555 \times 10^{-5}$	$-1,9014 \times 10^{-2}$	-0,1775	-0,7006

Tabel 3 menunjukkan hasil estimasi parameter lokal GWR pada 38 kabupaten/kota di Jawa Timur. Setiap wilayah memiliki nilai koefisien regresi yang berbeda, mencerminkan variasi pengaruh masing-masing variabel terhadap Indeks Ketahanan Pangan (IKP). Perbedaan nilai ini menunjukkan adanya heterogenitas spasial, yang hanya dapat ditangkap oleh pendekatan GWR. Sebagai contoh, Kabupaten Pacitan, nilai intercept sebesar 102,8602 mencerminkan nilai dasar Indeks Ketahanan Pangan (IKP) ketika semua variabel prediktor bernilai nol. Pengaruh produksi padi menunjukkan pengaruh positif, artinya setiap kenaikan satu ribu ton padi, maka diperkirakan nilai IKP akan meningkat sebesar $1,1956 \times 10^{-5}$ dengan asumsi variabel lain konstan. Sebaliknya, pengaruh rata-rata konsumsi beras menunjukkan pengaruh negatif, artinya setiap kenaikan satu kilogram konsumsi beras, maka diperkirakan nilai IKP akan menurun sebesar -3,3397 dengan asumsi variabel lain konstan. Selanjutnya, pengaruh pengeluaran per kapita menunjukkan pengaruh positif, artinya setiap kenaikan satu ribu rupiah, maka diperkirakan nilai IKP akan meningkat sebesar $2,2618 \times 10^{-3}$ dengan asumsi variabel lain konstan. Sementara itu, garis kemiskinan menunjukkan pengaruh negatif, artinya setiap kenaikan satu ribu rupiah, maka diperkirakan nilai IKP akan menurun sebesar $-4,6151 \times 10^{-5}$ dengan asumsi variabel lain konstan. Sedangkan, untuk variabel jumlah penduduk miskin menunjukkan pengaruh negatif, artinya setiap kenaikan satu ribu jiwa, maka diperkirakan nilai IKP akan menurun sebesar $-2,0986 \times 10^{-2}$ dengan asumsi variabel lain konstan. Kemudian, variabel pola pangan harapan menunjukkan pengaruh negatif, artinya setiap kenaikan satu persen, maka diperkirakan nilai IKP akan menurun sebesar -0,1744 dengan asumsi variabel lain konstan. Terakhir, variabel prevalensi ketidakcukupan pangan menunjukkan pengaruh negatif, artinya setiap kenaikan satu persen, maka diperkirakan nilai IKP akan menurun sebesar -0,1744 dengan asumsi variabel lain konstan.

c. Evaluasi Model

Model yang terbentuk pada penelitian ini adalah OLS dan GWR. Kedua model tersebut akan dievaluasi melalui nilai *adjusted R²* yang digunakan untuk menilai keselarasan antara nilai observasi dan prediksi sekaligus menilai seberapa baik model tersebut cocok dengan data. Tabel 4 berikut merupakan perolehan nilai *adjusted R²* dari kedua model dan diperoleh bahwa model GWR merupakan model terbaik.

Tabel 4. Perbandingan Nilai Evaluasi

Model	<i>adjusted R²</i>
OLS	61,02%
GWR	64,83%

Berdasarkan Tabel 4 tersebut dapat disimpulkan bahwa model GWR merupakan model terbaik dibandingkan dengan model OLS. Nilai *Adjusted R²* model GWR adalah sebesar 64,83%, sedangkan sisanya 35,62% dapat dijelaskan oleh variabel lain di luar model.

d. Pengujian Parameter Signifikan

Pengujian parameter lokal GWR dilakukan untuk mengetahui variabel predikotr mana yang mempengaruhi nilai IKP secara parsial. Variabel predikotr dikatakan berpengaruh secara signifikan jika $|T| > t_{(\frac{\alpha}{2}, (n-2tr(S)+tr(S^T S)))}$ dengan taraf nyata sebesar 5%. Variabel predikotr dengan pengaruh yang signifikan membagi 38 kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur menjadi dua kelompok yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Kelompok Wilayah dengan Parameter yang Signifikan

Kabupaten/Kota	Variabel signifikan
Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Bondowoso, Probolinggo, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi	Produksi Padi, Pengeluaran Per kapita yang Disesuaikan, Garis Kemiskinan, Jumlah Penduduk Miskin, dan Prevalensi Ketidakcukupan Pangan

Situbondo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Produksi Padi, Pengerluaran Per kapita yang
Jombang, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Disesuaikan, Garis Kemiskinan, dan Prevalensi
Gresik, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Ketidacukupan Pangan
Sumenep, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota
Malang, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan,
Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya,
Kota Batu

D. Kesimpulan

Pemodelan GWR merupakan pemodelan yang paling baik dibandingkan OLS dengan nilai *Adjusted R²* model GWR adalah sebesar 64,83% dalam pendugaan nilai IKP di kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur pada tahun 2023 dengan asumsi bahwa pada data penelitian terdapat keterkaitan spasial dan heterogenitas spasial. Dengan hasil pada pengujian signifikan pendugaan parameter menghasilkan dua kelompok yang berbeda dalam menduga nilai IKP antar kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur pada tahun 2023.

Daftar Pustaka

- Amalina, F. N., & Achmad, A. I. (2023). Perbandingan Fuzzy C-Means Clustering dan Fuzzy Possibilistic C-Means Clustering dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Barat Berdasarkan Akses terhadap Sumber Air dan Sanitasi Layak Pada Tahun 2020. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 1(1), 27–34. <https://doi.org/10.29313/datamath.v1i1.16>
- Badan Pangan Nasional. (2024). Indeks Ketahanan Pangan Tahun 2023. In *BAPANAS*.
- Caraka, R. E., & Yasin, H. (2017). Geographically Weighted Regression Analysis. In *Geographic Data Analysis Using R*. https://doi.org/10.1007/978-981-97-4022-2_5
- Chaireni, R., Agustanto, D., Wahyu, R. A., & Nainggolan, P. (2020). Ketahanan Pangan Berkelanjutan. *Jurnal Kependudukan Dan Pembangunan Lingkungan*, 1(2), 70–79.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2002). Geographically Weighted Regression. In *Etika Jurnalisme Pada Koran Kuning : Sebuah Studi Mengenai Koran Lampu Hijau* (Vol. 16, Issue 2).
- Hendriadi, A., & Ariani, M. (2024). Pengentasan Rumah Tangga Rawan Pangan dan Gizi: Besaran, Penyebab, Dampak, dan Kebijakan. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, 38(1), 13–27.
- Jasmine Wildani Arisa, & Nusar Hajarisman. (2023). Determinasi Derajat Kelangsungan Hidup Anak Menggunakan Multigroup Structural Equation Modeling. *Jurnal Riset Statistika*, 147–154. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i2.3047>
- Kutner, M. H. (2005). *Applied Linear Statistical Models*.
- Lessani, M. N., & Li, Z. (2024). SGWR: similarity and geographically weighted regression. *International Journal of Geographical Information Science*, 38(7), 1232–1255. <https://doi.org/10.1080/13658816.2024.2342319>

- Miftahuddin, Y., Umaroh, S., & Karim, F. R. (2020). Perbandingan Metode Perhitungan Jarak Euclidean, Haversine, Dan Manhattan Dalam Penentuan Posisi Karyawan. *Jurnal Tekno Insentif*, 14(2), 69–77. <https://doi.org/10.36787/jti.v14i2.270>
- Salsabila Pratiwi, & Marizsa Herlina. (2023). Pengaruh Harga Pangan terhadap Inflasi dengan Metode Vector Autoregressive Integrated Moving Average. *Jurnal Riset Statistika*, 87–96. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i2.2690>
- Syakirotin, M., Karyani, T., & Noor, T. I. (2023). Model Pengaruh Geographically Weighted Regression Dan Strategi Alternatif Ketahanan Pangan Kabupaten Bandung Saat Pandemi Covid-19. *Prosiding Seminar Nasional Hasil Penelitian Agribisnis*, 7(1), 48–55.
- Yandell, B. S., & Anselin, L. (1990). Spatial Econometrics: Methods and Models. In *Journal of the American Statistical Association* (Vol. 85, Issue 411). <https://doi.org/10.2307/2290042>
- Yasin, H., Hakim, A. R., & Warsito, B. (2020). Regresi Spasial (Aplikasi dengan R). In *Wade Group*.