

ANALISIS KEMISKINAN EKSTREM PROVINSI BENGKULU MENGUNAKAN METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (GWR)* DENGAN PEMBOBOT *ADAPTIVE GAUSSIAN KERNEL* DAN *ADAPTIVE BI-SQUARE*

Riki Wahyudi¹, Yulian Fauzi², Jose Rizal³

¹ Mahasiswa Program Studi S2 Statistika, Fakultas Matematika Ilmu Pengetahuan dan Alam, Universitas Bengkulu (UNIB)

^{2,3} Dosen Program Studi S2 Statistika, Fakultas Matematika Ilmu Pengetahuan dan Alam, Universitas Bengkulu (UNIB)

Article Info

Article history:

Received June 30, 2023

Revised June 30, 2023

Accepted June 30, 2023

Keywords:

Extreme poverty

GWR

Adaptive Gaussian Kernel

Adaptive Bi-Square

Kata Kunci:

Kemiskinan ekstrem

GWR

Adaptive Gaussian Kernel

Adaptive Bi-Square

ABSTRACT

Extreme poverty is a condition of inability to fulfill basic needs, namely the need for food, clean drinking water, proper sanitation, health, shelter, education, and access to information which is not only limited to income, but also access to social services (United Nations, 1996). Geographically Weighted Regression (GWR) model is used in mapping extreme poverty of all level 2 regions in Bengkulu Province using Adaptive Gaussian Kernel and Adaptive Bi-Square weights as well as finding the best GWR model and analyzing the model against extreme poverty mapping of Bengkulu Province. The data used in this study is the March 2022 Susenas data. Of the 18 variables that allegedly affect extreme poverty, only 6 variables support the assumption of spatial heterogeneity in GWR modeling. Based on the selection of the best model, it is known that the GWR model with Adaptive Bisquare Kernel weighting is a suitable model for the percentage of extreme poor people in Bengkulu Province with the smallest AIC value.

ABSTRAK

Kemiskinan ekstrem adalah kondisi ketidakmampuan dalam memenuhi kebutuhan dasar yaitu kebutuhan makanan, air minum bersih, sanitasi layak, kesehatan, tempat tinggal, pendidikan, dan akses informasi yang tidak hanya terbatas pada pendapatan, tapi juga akses pada layanan sosial (United Nations, 1996). Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) digunakan dalam memetakan kemiskinan ekstrem semua daerah tingkat 2 di Provinsi Bengkulu menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dan *Adaptive Bi-Square* sekaligus mencari model GWR terbaik dan menganalisis model tersebut terhadap pemetaan kemiskinan ekstrem Provinsi Bengkulu. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu menggunakan data Susenas Maret 2022. Dari 18 variabel diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan ekstrem, hanya 6 variabel yang mendukung asumsi heterogenitas spasial dalam pemodelan GWR. Berdasarkan pemilihan model terbaik, diketahui bahwa model GWR dengan pembobot *Adaptive Bisquare Kernel* merupakan model yang cocok untuk persentase penduduk miskin ekstrem di Provinsi Bengkulu dengan nilai AIC terkecil.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis pertama/ Corresponding Author:

Riki Wahyudi

Program Studi S2 Statistika, Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,

Universitas Bengkulu, Jl. W. R Supratman, Kandang Limun, Kec. Muara Bangkahulu, Bengkulu, Indonesia. Kode Pos: 38371

Email: riki28004@gmail.com



1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara berkembang yang memiliki angka kemiskinan yang cukup tinggi. Jumlah penduduk miskin di Indonesia menurut data yang dirilis Badan Pusat Statistik (BPS) pada Maret 2022 tercatat sebesar 26,16 juta jiwa atau sebanyak 9,54 persen dari total banyaknya penduduk Indonesia. Kemiskinan merupakan masalah yang bersifat kompleks, dimana berbagai aspek saling terkait di dalamnya, yaitu aspek sosial, ekonomi, budaya, geografis, dan aspek lainnya.

Program-program pembangunan yang dilaksanakan oleh pemerintah pusat dan daerah selalu diarahkan pada upaya pengentasan kemiskinan karena pada dasarnya pembangunan yang dilakukan harus bertujuan untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Meskipun demikian, masalah kemiskinan masih menjadi permasalahan serius yang dihadapi banyak daerah di Indonesia, termasuk di Provinsi Bengkulu.

Provinsi Bengkulu tergolong provinsi dengan tingkat kemiskinan tertinggi di Indonesia. Pada Maret 2022, persentase penduduk miskin di Provinsi Bengkulu sebesar 14,62 persen dari total banyaknya penduduk Provinsi Bengkulu atau menempati posisi tertinggi ke tujuh di antara 34 Provinsi di Indonesia. Selain masuk provinsi termiskin, Provinsi Bengkulu masuk peringkat ke enam tingkat kemiskinan ekstrem di Indonesia.

Dalam penanganan kemiskinan ekstrem di Indonesia, pada rapat terbatas strategi percepatan pengentasan kemiskinan di kantor presiden pada tanggal 4 Maret 2022, pemerintah menerbitkan Inpres nomor 4 untuk mempercepat pemberantasan kemiskinan ekstrem di Indonesia yang mana target tersebut bisa tercapai di tahun 2024. Target percepatan penanganan kemiskinan ekstrem di fokuskan kepada 212 kabupaten/kota yang tersebar di 25 provinsi yang merupakan kantong-kantong kemiskinan dengan cakupan 75 persen dari jumlah penduduk ekstrem secara nasional.

Penelitian-penelitian terdahulu banyak dilakukan dengan analisis menggunakan regresi yang bersifat global. Setiap wilayah diasumsikan memiliki karakteristik yang sama, sehingga sebuah koefisien regresi yang dihasilkan digunakan untuk seluruh wilayah penelitian. Penggunaan koefisien global mungkin tidak tepat karena perbedaan karakteristik yang dimiliki setiap wilayah serta kedekatan jarak antar wilayah saling berkaitan. Semakin dekat letak suatu wilayah cenderung memiliki karakteristik yang hampir sama.

Regresi spasial merupakan pengembangan dari metode linear klasik. Pengembangan ini karena adanya pengaruh tempat pada data yang dianalisis [14]. Salah satu model statistik yang dapat digunakan untuk menganalisis data yang mengandung efek spasial yaitu menggunakan model *Geographically Weighted Regression* (GWR). Langkah utama dalam menggunakan metode GWR yaitu melakukan pemilihan matriks pembobot. Pembobot yang dapat digunakan dalam model GWR yaitu menggunakan fungsi kernel, termasuk fungsi Gaussian, fungsi eksponensial, fungsi *Bi-Square* dan fungsi *kernel Tricube*.

2. METODE

Dalam menganalisis kemiskinan ekstrem di Provinsi Bengkulu penulis menggunakan model GWR menggunakan pembobot *Adaptive Gaussian Kernel* dan pembobot *Adaptive Bi-Square*. Data yang digunakan dalam analisis ini adalah data sekunder yang di peroleh dari Badan Pusat Statistik yaitu data yang diambil dari Kegiatan Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Kondisi Maret 2022. Adapun variabel yang digunakan yaitu Jumlah Kepala Rumah Tangga dengan Ijasah Terakhir Dibawah SMA (X_1), Jumlah Kepala Rumah Tangga dengan Status Pekerjaan Sebagai Pekerja Bebas/Pekerja Keluarga (X_2), Jumlah Kepala Rumah Tangga dengan Jenis Kelamin Perempuan (X_3), Jumlah Kepala Rumah Tangga yang Memiliki Riwayat Penyakit (X_4), Rumah Tangga dengan Kualitas Jenis Dinding Terlulus Lebih Rendah Dari Tembok (X_5) dan Rumah Tangga dengan Jenis Lantai Terlulus Selain Marmer dan Keramik (X_6).

2.1 Regresi Linier

Model regresi adalah metode yang digunakan untuk menyatakan pola hubungan antara satu variabel tak bebas dan satu atau lebih variabel bebas. Regresi linear berganda merupakan metode yang memodelkan hubungan antara variabel tak bebas (y) dan variabel bebas ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$). Model regresi linier untuk p variabel bebas secara umum ditulis sebagai berikut [4].

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

dengan

- y_i : nilai variabel tak bebas pada observasi ke- i
- x_{ik} : nilai variabel bebas ke- k pada observasi ke- i
- β_0 : nilai *intercept* model regresi
- β_k : koefisien regresi variabel bebas ke- k
- ε_i : *error* pada pengamatan ke- i dengan asumsi tak bebas, identik, dan berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan varians konstan σ^2

2.2 Data Spasial

Data spasial adalah data yang berorientasi pada geografis, memiliki system koordinat tertentu sebagai dasar referensinya. Terdapat dua bagian penting yang membuat data spasial berbeda dari data lain, yaitu informasi lokasi (spasial) yang berkaitan dengan suatu koordinat baik koordinat geografi (lintang atau *latitude* dan bujur atau *longitude*) dan informasi deskriptif (*attribute*) atau informasi non spasial yang berkaitan dengan lokasi yang memiliki beberapa keterangan yang berkaitan dengannya, contohnya: jenis vegetasi, populasi, luasan, kode pos, dan sebagainya [7].

Salah satu metode statistika untuk mengatasi permasalahan tersebut yang berkaitan dengan regresi, dengan memperhatikan letak geografis atau lokasi pengamatan adalah metode regresi terboboti geografis (*Geographically Weighted Regression*).

2.3 Model *Geographically Weighted Regression* (GWR)

Pemodelan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) mensyaratkan terpenuhinya asumsi-asumsi klasik agar diperoleh hasil analisa yang tepat. Metode OLS digunakan untuk meminimalisir jumlah kuadrat kesalahan dengan mengestimasi suatu garis regresi. Jika terdapat asumsi yang terlanggar maka model OLS harus dievaluasi. Salah satu cara mengevaluasinya adalah memberikan pembobot (*weight*). *Geographically Weighted Regression* (GWR) merupakan salah satu opsi untuk mengevaluasi model OLS dengan memperhitungkan dimana data tersebut diambil.

Tabel 1. Perbedaan regresi global dan GWR

	Regresi Global	GWR
Nilai Parameter	Sama untuk semua lokasi, tidak bisa dipetakan	Berbeda untuk setiap lokasi, bisa dipetakan
Nilai Statistik	Tunggal (hanya satu)	Banyak (sebanyak lokasi)
GIS	Tidak ada	Ada
Faktor Lokasi	Tidak diperhatikan	Diperhatikan

Model GWR merupakan salah satu model regresi yang dikembangkan dari model regresi global dengan melibatkan faktor geografis. Model ini merupakan suatu metode regresi yang menghasilkan estimator parameter untuk memprediksi setiap titik atau lokasi di mana data tersebut diamati dan dikumpulkan [5]. Secara matematis model GWR dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_1, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

kerangan:

- y_i : nilai variabel tak bebas pada lokasi ke- i ,
- x_{ik} : nilai variabel bebas k pada lokasi ke- i ,
- $\beta_0(u_i, v_i)$: nilai intersep model pada lokasi ke- i ,
- $\beta_k(u_i, v_i)$: nilai parameter regresi peubah penjelas ke- k untuk setiap lokasi ke- i ,
- (u_i, v_i) : titik koordinat (lintang, bujur) lokasi ke- i ,
- ε_1 : galat observasi ke- i yang diasumsikan identik, tak bebas, dan berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan varian konstan

2.4 Uji Hipotesis Model GWR



GWR merupakan metode yang tepat digunakan jika terdapat efek *spatial dependence* dan *spatial heterogeneity*. Untuk mengetahui adanya efek *spatial dependence* (keterkaitan atau hubungan antar wilayah) dapat digunakan uji Moran's I, sementara untuk mengidentifikasi adanya efek *spatial heterogeneity* (heterogenitas atau perbedaan karakteristik antar wilayah) dapat digunakan uji *Breusch-Pagan*.

a. Uji dependensi spasial

Uji dependensi spasial atau autokorelasi antar lokasi dilakukan dengan menggunakan metode Moran's. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: I = 0$ (tidak ada hubungan antar lokasi)

$H_1: I \neq 0$ (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$z = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (3)$$

b. Uji heterogenitas spasial

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui adanya heterogenitas spasial. Uji yang digunakan adalah *Breusch-Pagan test* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Perumusan Hipotesis

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (tidak terdapat heterogenitas spasial)

H_1 : Minimal ada satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$, untuk $i \neq j$, dengan $i, j = 1, 2, \dots, n$
(Terdapat heterogenitas spasial)

2. Statistik Uji

$$BP = \frac{1}{2} b^t Z (Z^T Z)^{-1} Z^T b \quad (4)$$

dengan

$$b : \frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$$

Z : vektor variabel bebas y yang berukuran $(n \times 1)$

e_i^2 : kuadrat residual atau *error* untuk pengamatan ke- i dan σ^2 adalah varians dari e_i

3. Kriteria Pengujian

H_0 ditolak jika $BP > \chi_{(\alpha, p)}^2$, dengan p banyaknya variabel tak bebas, dan $\alpha = 5\%$.

4. Kesimpulan

Penafsiran dari H_0 diterima atau ditolak

- H_0 diterima, kesimpulannya tidak terdapat heterogenitas spasial dalam model
- H_0 ditolak, kesimpulannya terdapat heterogenitas spasial dalam model.

Sehingga aspek spasial terpenuhi dan selanjutnya dapat dilakukan analisis lebih lanjut dalam penelitian menggunakan pendekatan GWR.

2.5 Estimasi Parameter Model GWR

Pengestimasi parameter $\beta_{(u_i, v_i)}$ pada lokasi ke- i , dapat dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil terboboti atau *Weighted Least Squares* (WLS) [2]. Dalam pengestimasi parameter di suatu titik lokasi, metode WLS memberikan pembobot yang tidak sama pada semua amatan. Besarnya pembobot tersebut didasarkan pada jarak antar lokasi amatan. Semakin dekat jarak terhadap amatan yang diestimasi parameternya, semakin besar bobot tersebut dalam estimasi $\beta_{(u_i, v_i)}$.

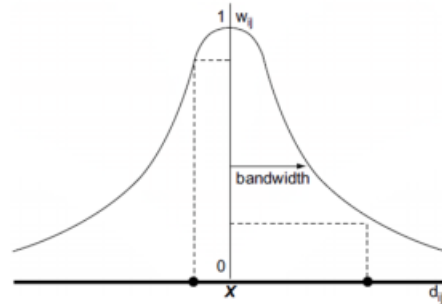
$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y \quad (5)$$

2.6 Pembobot dan Pemilihan *Bandwidth* Optimum

Fungsi pembobot spasial sangat penting dalam model GWR. Fungsi pembobot sangat bergantung kepada jarak antar wilayah. Wilayah yang lebih dekat dengan wilayah

i akan memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap estimasi parameter di wilayah i dibanding wilayah yang lebih jauh [12].

Fungsi pembobot spasial $W(u_i, v_i)$ yang umum digunakan adalah fungsi Kernel. Fungsi Kernel memberikan pembobot sesuai *bandwidth* optimum yang nilainya bergantung pada kondisi data.



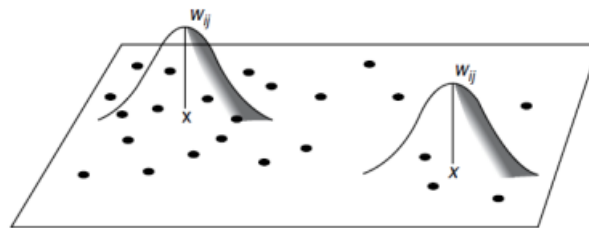
- X : titik lokasi pengamatan ke- i (*regression point*)
 • : titik lokasi pengamatan lainnya (*data point*)
 w_{ij} : pembobot dari titik lokasi pengamatan ke- j terhadap titik lokasi pengamatan ke- i
 d_{ij} : jarak antara titik lokasi pengamatan ke- i terhadap titik lokasi pengamatan ke- j

Gambar 1 Kernel Spasial

Terdapat dua jenis fungsi Kernel dalam GWR, yaitu fungsi Kernel tetap atau fixed Kernel dan fungsi Kernel Adaptif atau adaptive Kernel [15].

a. Fungsi Kernel tetap (*fixed Kernel*)

Fungsi Kernel tetap memiliki *bandwidth* yang sama pada setiap titik lokasi pengamatan.



- X : titik lokasi pengamatan ke- i (*regression point*)
 • : titik lokasi pengamatan lainnya (*data point*)

Gambar 2 GWR dengan Kernel Tetap

Dua jenis Kernel tetap yang digunakan dalam GWR adalah:

1. Fungsi Kernel *Gaussian*

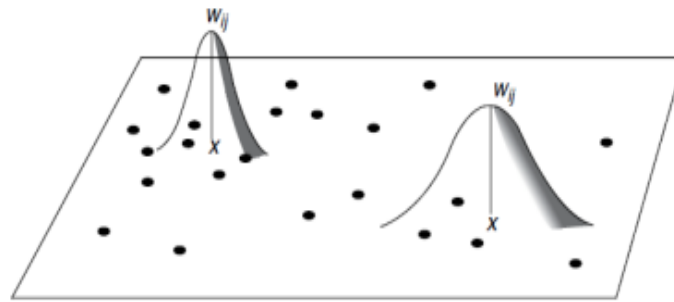
$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right] \quad (6)$$

2. Fungsi Kernel *Bi-square*

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right]^2, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (7)$$

b. Fungsi Kernel adaptif (*adaptive Kernel*)

Fungsi Kernel adaptif memiliki *bandwidth* yang berbeda untuk setiap titik lokasi pengamatan. Hal ini disebabkan kemampuan fungsi Kernel adaptif yang dapat disesuaikan dengan kondisi titik-titik pengamatan. Bila titik-titik lokasi pengamatan tersebar secara padat disekitar lokasi pengamatan ke- i maka *bandwidth* yang diperoleh relatif sempit. Sebaliknya jika titik-titik lokasi pengamatan memiliki jarak yang relatif jauh dari titik lokasi pengamatan ke- i maka *bandwidth* yang diperoleh akan semakin luas [4].



X : titik lokasi pengamatan ke- i (regression point)
 • : titik lokasi pengamatan lainnya (data point)

Gambar 3 GWR dengan Kernel Adaptif

Dua jenis Kernel tetap yang digunakan dalam GWR adalah:

1. Fungsi Kernel adaptif *Gaussian*

$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{b_{i(q)}} \right)^2 \right] \quad (8)$$

2. Fungsi Kernel adaptif *Bi-square*

$$w_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{b_{i(q)}} \right)^2 \right]^2, & \text{jika } d_{ij} < b \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (9)$$

dengan $b_{i(q)}$ adalah *bandwidth* adaptif yang menetapkan q sebagai jarak tetangga terdekat dari titik lokasi pengamatan ke- i .

Nilai *bandwidth* yang sangat kecil akan mengakibatkan penaksiran parameter di lokasi pengamatan ke- i semakin bergantung pada titik lokasi pengamatan lain yang memiliki jarak terdekat dengan lokasi pengamatan ke- i , sehingga varians yang dihasilkan akan semakin besar. Sebaliknya, jika nilai *bandwidth* sangat besar maka akan mengakibatkan bias yang semakin besar, sehingga model yang diperoleh terlalu halus [4].

Sehingga pemilihan *bandwidth* optimum sangat penting untuk dilakukan. Salah satu metode untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah validasi silang atau *cross validation* (CV). *Bandwidth* optimum adalah *bandwidth* yang menghasilkan nilai CV minimum. Persamaan matematis *Cross Validation* (CV) [5] :

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(h))^2 \quad (10)$$

2.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik merupakan proses evaluasi dari model untuk mengetahui seberapa besar peluang masing-masing model yang terbentuk sudah sesuai dengan data. [5] menuliskan bahwa selain dapat digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum, *Akaike Information Criterion* (AIC) juga dapat digunakan dalam pemilihan model untuk menentukan model mana yang terbaik. Penentuan nilai dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut:

$$AIC = 2n \ln(\hat{\sigma}) + n \ln(2\pi) + n + \text{tr}(S) \quad (11)$$

dimana $\hat{\sigma}$ adalah nilai duga standar deviasi residual dan S adalah hat matrix. Model yang didapatkan dari perhitungan dengan nilai AIC terkecil.

2.8 Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas)

Susenas merupakan survei yang dirancang untuk mengumpulkan data sosial kependudukan yang relatif sangat luas. Data yang dikumpulkan antara lain menyangkut bidang-bidang pendidikan, kesehatan/gizi, perumahan, sosial ekonomi lainnya, kegiatan sosial budaya, konsumsi/pengeluaran dan pendapatan rumah tangga, perjalanan, dan pendapat masyarakat mengenai kesejahteraan rumah tangganya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistika Deskriptif

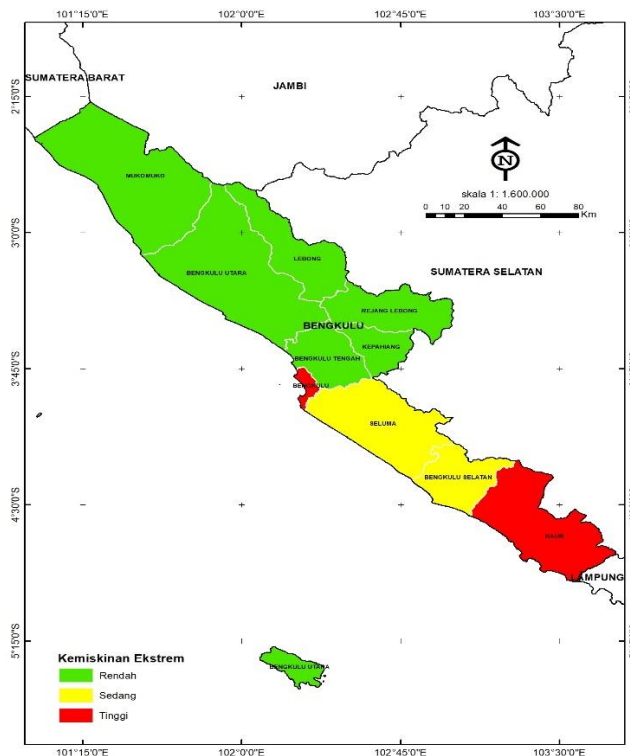
Pada data Susenas Maret tahun 2022 Provinsi Bengkulu, diduga terdapat 18 variabel yang berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan ekstrem di Provinsi Bengkulu tahun 2022. Variabel-variabel yang berpengaruh tersebut bisa dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 2 Variabel yang diduga mempengaruhi kemiskinan ekstrem

No	Variabel yang diduga
1	Ijasah/STTP terakhir kepala keluarga dibawah SMA
2	Status pekerjaan kepala keluarga sebagai pekerja bebas/pekerja keluarga
3	Jenis kelamin kepala rumah tangga
4	Rata-rata jumlah anggota rumah tangga
5	Angka kesakitan kepala rumah tangga
6	Jenis lantai terluas selain marmer dan keramik
7	Kualitas Jenis dinding terluas lebih rendah dari tembok
8	Jenis atap terluas selain beton dan genteng
9	Bahan bakar memasak bukan listrik dan gas 5,5 kg keatas
10	Tidak memiliki kulkas
11	Tidak memiliki AC
12	Tidak memiliki waterheater
13	Tidak memiliki telepon rumah
14	Tidak memiliki televisi layar datar
15	Tidak memiliki emas/perhiasan
16	Tidak memiliki komputer/laptop/tablet
17	Tidak memiliki mobil
18	Tidak memiliki kapal/perahu motor

Sumber: Badan Pusat Statistik, 2022

Berdasarkan 18 variabel yang diduga berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan ekstrem diperlukan asumsi untuk lanjut ketahapan pemodelan GWR. Asumsi yang diperlukan yaitu semua wilayah memiliki karakteristik kemiskinan ekstrem yang berbeda (heterogenitas spasial), dari 18 variabel dugaan yang ada dilakukan pengujian heterogenitas spasial hanya terdapat 6 variabel yang mendukung asumsi heterogenitas spasial dalam pemodelan dengan GWR. 6 variabel tersebut adalah jumlah kepala rumah tangga dengan ijasah terakhir dibawah SMA, jumlah kepala rumah tangga dengan status pekerjaan sebagai pekerja bebas/pekerja keluarga, jumlah kepala rumah tangga dengan jenis kelamin perempuan, jumlah kepala rumah tangga yang memiliki riwayat penyakit, jumlah rumah tangga dengan kualitas jenis dinding terluas lebih rendah dari tembok, dan jumlah rumah tangga dengan jenis lantai terluas selain marmer dan keramik.



Gambar 4 Gambaran umum tingkat kemiskinan ekstrem di Provinsi Bengkulu Tahun 2022

3.2 Model Regresi Linier Berganda (OLS)

Sebelum melakukan pemodelan menggunakan GWR, terlebih dahulu dilakukan pemodelan dengan OLS (*Ordinary Least Square*) menggunakan regresi linier berganda (RLB). Variabel tak bebas persentase penduduk miskin kabupaten/kota yang telah ditransformasi diregresikan dengan 6 variabel bebas. Berikut adalah ringkasan dari model yang terbentuk:

Tabel 3 Hasil Regresi Linier Berganda

Model	R Square	F hitung	p-value	AIC
OLS	0.6129	3.375	0.1728	196.2079

Nilai *R-Square* sebesar 0,6129 berarti model regresi dengan 6 variabel dapat menjelaskan 61,29 persen dari variasi jumlah penduduk miskin ekstrem di Provinsi Bengkulu. Pada tabel 3 dapat dilihat bahwa nilai F-hitung sebesar 3,375 dengan nilai *p-value* sebesar 0.1728 dan tidak signifikan, sehingga dapat disimpulkan semua estimasi parameter tidak sama dengan nol.

Tabel 4 Koefisien Regresi Linier Berganda

Model	Estimate	Standard Error	t	p-value
Intercept	8656.98	16054.09	0.539	0.6272
X1	-65.25	53.39	-1.222	0.3089
X2	-99.44	65.54	-1.517	0.2265
X3	94.80	92.79	1.022	0.3821
X4	41.57	16.16	2.573	0.0823
X5	10.99	20.13	0.546	0.6231
X6	46.25	60.29	0.767	0.4989

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Hasil pengujian secara parsial pada tabel 4 menunjukkan bahwa dengan tingkat kepercayaan 85 persen, koefisien regresi dari semua variabel independen hanya variabel jumlah kepala rumah tangga yang memiliki riwayat penyakit yang signifikan dan variabel lainnya tidak signifikan, sehingga dapat

disimpulkan tidak adanya hubungan antara variabel-variabel independen lain dengan jumlah penduduk miskin ekstrem di Bengkulu

Analisis regresi dengan metode OLS mensyaratkan terpenuhinya asumsi kenormalan, non multikolinieritas, non autokorelasi, dan homoskedastisitas. Hasil pengujian terhadap asumsi klasik tersebut adalah sebagai berikut:

1. Uji Asumsi Normalitas

Pengujian asumsi normalitas dilakukan untuk melihat apakah data berdistribusi normal dengan H_0 menyatakan data berdistribusi normal. Uji normalitas dapat dilihat berdasarkan uji *Anderson-Darling* yang tertera pada tabel 5. Nilai signifikansi menunjukkan lebih dari 0,15 sehingga merujuk pada keputusan penerimaan H_0 atau dapat disimpulkan bahwa data berdistribusi normal.

Tabel 5 Hasil Uji Normalitas

Model	Anderson-Darling	p-value
OLS	0.31285	0.4896

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

2. Uji Asumsi Nonmultikolinieritas

Pengujian terhadap asumsi nonmultikolinieritas dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan antar variabel bebas yang digunakan. H_0 menyatakan tidak ada multikolinieritas antar variabel. Pengujian dilakukan dengan melihat nilai VIF. H_0 ditolak jika nilai VIF sama dengan lebih dari 10.

Tabel 6 Hasil Uji Nonmultikolinieritas

Variabel	Nilai VIF
X1	6.768487
X2	1.553490
X3	1.494339
X4	2.449864
X5	3.113535
X6	7.766882

Berdasarkan nilai VIF pada tabel 6, seluruh variabel memiliki nilai VIF kurang dari 10, mengindikasikan bahwa tidak ada multikolinieritas dalam model.

3. Uji Asumsi Nonautokorelasi

Pengujian terhadap asumsi nonautokorelasi dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan antar residual dari variabel tak bebas yang digunakan. H_0 menyatakan tidak ada autokorelasi antar residual.

Tabel 7 Hasil Uji Nonautokorelasi

Model	Durbin-Watson	p-value
OLS	2.6283	0.9221

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Berdasarkan tabel 7, nilai Durbin-Watson adalah 2,6283 dan nilai signifikansi 0,9221 menunjukkan lebih besar dari 0,15. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi antar residual pada variabel bebas.

4. Uji Asumsi Homoskedastisitas

Pengujian asumsi homoskedastisitas dilakukan dengan uji Breusch-Pagan. H_0 menyatakan varian eror konstan (homoskedastis). H_0 ditolak jika nilai signifikansi kurang dari 0,15.

Tabel 8 Hasil Uji Homokedastisitas

Model	Breusch-Pagan	p-value
OLS	9.5055	0.1471

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Berdasarkan hasil uji Breusch-Pagan pada tabel 8, nilai *p-value* statistik uji Breusch-Pagan menunjukkan nilai *p-value* kurang dari 0,15 sehingga dapat disimpulkan terdapat heteroskedastisitas.



3.3 Pengujian Aspek Data Spasial

Berdasarkan uji asumsi klasik model OLS yang telah dilakukan, terdapat pelanggaran asumsi homoskedastisitas. Adanya pelanggaran terhadap asumsi tersebut, penggunaan model OLS tidak tepat lagi dan model alternatif perlu dievaluasi. Salah satu model yang dapat digunakan adalah metode *Geographically Weighted Regression* (GWR).

1. Uji dependensi spasial

Untuk membuktikan adanya efek spasial pada data kemiskinan ekstrem digunakan analisis Moran's I. Hasil perhitungan nilai Moran's I secara umum akan memperlihatkan adanya keterkaitan spasial persentase penduduk miskin ekstrem suatu wilayah dengan wilayah lainnya.

Tabel 9 Hasil Moran's I

Model	Observed	Expected	Standard Deviasi	p-value
OLS	-0.077	-0.111	0.057	0.558

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 9 menunjukkan nilai *p-value* statistik Moran's I tidak signifikan menandakan bahwa tingginya persentase kemiskinan ekstrem di suatu wilayah kurang memberikan pengaruh terhadap tingginya persentase kemiskinan ekstrem di wilayah sekitarnya, dan sebaliknya.

2. Uji Heterogenitas Spasial

Untuk membuktikan adanya heterogenitas spasial yang menunjukkan variasi antar wilayah, digunakan uji Breusch-Pagan dengan H_0 tidak ada heterogenitas spasial atau semua wilayah memiliki karakteristik kemiskinan ekstrem yang sama. H_0 ditolak jika nilai p-value kurang dari 0,15. Tabel 10 berikut merupakan hasil pemeriksaan asumsi heterogenitas.

Tabel 10 Hasil Uji Heterogenitas

Model	Breusch-Pagan	p-value
OLS	9.5055	0.1471

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Hasil pemeriksaan tersebut menunjukkan hasil yang signifikan dimana nilai p-value 0.1471 lebih kecil dari 0.15, sehingga dapat disimpulkan terdapat heterogenitas spasial. Hasil ini memperkuat hasil pengujian asumsi heteroskedastisitas pada OLS yang menggunakan uji yang sama. Adanya heterogenitas spasial menyebabkan regresi dengan OLS tidak tepat digunakan karena menggunakan koefisien regresi yang bersifat global atau menggunakan satu persamaan untuk seluruh wilayah, padahal terdapat heterogenitas atau keragaman secara spasial.

3.6 Model Geographically Weighted Regression (GWR)

Langkah awal yang dilakukan sebelum melakukan pemodelan GWR adalah menentukan letak geografis masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu, menentukan *bandwith* optimum dilanjutkan menentukan jarak (d_{ij}) antar kabupaten/kota menggunakan software R. Langkah selanjutnya menghitung matriks pembobot dengan 2 metode yaitu *Adaptive Gaussian Kernel* dan *Adaptive Bisquare Kernel*.

3.6.1 Model GWR *Adaptive Bisquare Kernel*

Pemodelan GWR dengan menggunakan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* dalam menghitung matriks pembobot di tiap-tiap lokasi pengamatan. Pengujian parameter model GWR sebagai berikut.

1. Pengujian Serentak Parameter Model GWR

Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah variabel berpengaruh terhadap model dengan hipotesis yang digunakan yaitu H_0 tidak ada pengaruh dari semua variabel tak bebas terhadap model global.

Tabel 11 Hasil Uji Serentak dengan *Adaptive Bisquare Kernel*

Model	F-hitung	p-value
GWR	3.7138	0.3984

*signifikan pada $\alpha = 0.15$



Berdasarkan hasil analisis pada table 11 didapatkan nilai p -value sebesar 0,3984. Sehingga terima H_0 dikarenakan p -value lebih besar dari nilai signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada pengaruh secara global dari semua variabel bebas terhadap model.

2. Pengujian Parsial Parameter Model GWR

Pengujian dilakukan untuk mengetahui variabel bebas mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis yang digunakan yaitu H_0 tidak ada pengaruh dari variabel bebas terhadap model lokal. Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter dengan R diperoleh variabel bebas yang berpengaruh untuk tiap kabupaten/kota berbeda-beda. Variabel dikatakan signifikan terhadap model jika $|Z_{hitung}|$ lebih besar dari $Z_{(0.15)}$, dengan nilai $Z_{(0.15)}$ yaitu 1,036. Berikut ini merupakan variabel yang signifikan di setiap kabupaten/kota

Tabel 12 Variabel yang Signifikan di Tiap Kabupaten/Kota dengan *Adaptive Bisquare Kernel*

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Bengkulu Selatan	X_1, X_2, X_3, X_4, X_6
Rejang Lebong	X_3, X_4
Bengkulu Utara	X_1, X_3, X_4, X_5, X_6
Kaur	X_1, X_2, X_3, X_4, X_6
Seluma	X_3, X_4
Mukomuko	X_1, X_3, X_4, X_5, X_6
Lebong	X_1, X_3, X_4, X_6
Kepahiang	X_3, X_4
Bengkulu Tengah	X_1, X_3, X_4, X_6
Bengkulu	X_1, X_3, X_4, X_6

Tabel 13 Pengelompokkan Kabupaten/Kota Berdasarkan Kesamaan Variabel yang Signifikan dengan *Adaptive Bisquare Kernel*

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Bengkulu Selatan dan Kaur	X_1, X_2, X_3, X_4, X_6
Bengkulu Utara dan Mukomuko	X_1, X_3, X_4, X_5, X_6
Lebong, Bengkulu Tengah, dan Bengkulu	X_1, X_3, X_4, X_6
Rejang Lebong, Seluma, dan Kepahiang	X_3, X_4
Bengkulu Selatan dan Kaur	X_1, X_2, X_3, X_4, X_6

Sebagai contoh akan ditampilkan pengujian parameter pada wilayah ke-1 (u_5, v_5) yaitu Kabupaten Bengkulu Selatan.

Tabel 14 Estimasi Parameter Model GWR di Kabupaten Bengkulu Selatan dengan *Adaptive Bisquare Kernel*

Parameter	Estimasi	Z_{hitung}
β_0	-2028.492	-0.1336928
β_1	-57.36144	-1.2421962*
β_2	-65.553524	-1.05970944*
β_3	166.0011	1.795271*
β_4	38.70123	2.806600*
β_5	-11.646591	-0.5273373
β_6	60.41034	1.1668756*

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Variabel dikatakan signifikan terhadap model jika $|Z_{hitung}|$ lebih besar dari 1,036 sehingga dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin ekstrem adalah jumlah kepala rumah tangga dengan ijazah kurang dari SMA (X_1), jumlah status pekerjaan kepala rumah tangga sebagai pekerja lepas atau pekerja keluarga (X_2), jumlah jenis kelamin kepala rumah

tangga perempuan (X_3), jumlah kepala rumah tangga yang memiliki riwayat penyakit (X_4), dan jumlah rumah tangga dengan jenis lantai terluas selain marmer dan keramik (X_6) maka model yang terbentuk sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{(u_1, v_1)} = -2028.492 - 57.36144X_1 - 65.553524X_2 + 166.0011X_3 + 38.70123X_4 + 60.41034X_6$$

3.6.2 Model GWR *Adaptive Gaussian Kernel*

Pemodelan GWR dengan menggunakan fungsi *Adaptive Gaussian Kernel* dalam menghitung matriks pembobot di tiap-tiap lokasi pengamatan. Pengujian parameter model GWR sebagai berikut.

1. Pengujian Serentak Parameter Model GWR

Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah variabel berpengaruh terhadap model dengan hipotesis yang digunakan yaitu H_0 tidak ada pengaruh dari semua variabel bebas terhadap model global.

Tabel 15 Hasil Uji Serentak dengan *Adaptive Gaussian Kernel*

Model	F-hitung	p-value
GWR	1.3337	0.4443

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Berdasarkan hasil analisis pada tabel 15 didapatkan nilai *p-value* sebesar 0,4443. Sehingga terima H_0 dikarenakan *p-value* lebih besar dari nilai signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada pengaruh secara global dari semua variabel bebas terhadap model.

2. Pengujian Parsial Parameter Model GWR

Pengujian dilakukan untuk mengetahui variabel bebas mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis yang digunakan yaitu H_0 tidak ada pengaruh dari variabel bebas terhadap model lokal. Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter dengan R diperoleh variabel bebas yang berpengaruh untuk tiap kabupaten/kota berbeda-beda. Variabel dikatakan signifikan terhadap model jika $|Z_{hitung}|$ lebih besar dari $Z_{(0.15)}$, dengan nilai $Z_{(0.15)}$ yaitu 1,036. Berikut ini merupakan variabel yang signifikan di setiap kabupaten/kota

Tabel 16 Variabel yang Signifikan di Tiap Kabupaten/Kota dengan *Adaptive Gaussian Kernel*

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Bengkulu Selatan	X_1, X_2, X_3, X_4
Rejang Lebong	X_1, X_2, X_3, X_4
Bengkulu Utara	X_1, X_2, X_3, X_4
Kaur	X_1, X_2, X_3, X_4
Seluma	X_1, X_2, X_3, X_4
Mukomuko	X_1, X_2, X_3, X_4
Lebong	X_1, X_2, X_3, X_4
Kepahiang	X_1, X_2, X_3, X_4
Bengkulu Tengah	X_1, X_2, X_3, X_4
Bengkulu	X_1, X_2, X_3, X_4

Tabel 17 Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Kesamaan Variabel yang Signifikan dengan *Adaptive Gaussian Kernel*

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Seluma Bengkulu Selatan, Rejang Lebong, Bengkulu Utara, Mukomuko, Lebong, Kepahiang, Bengkulu Tengah, dan Bengkulu Kaur	X_1, X_2, X_3, X_4

Sebagai contoh akan ditampilkan pengujian parameter pada wilayah ke-5 (u_5, v_5) yaitu Kabupaten Seluma.

Tabel 18 Estimasi Parameter Model GWR di Kabupaten Seluma dengan *Adaptive Gaussian Kernel*

Parameter	Estimasi	Z_{hitung}
β_0	5172.050	0.3383433
β_1	-63.39632	-1.260832*
β_2	-82.11577	-1.297308*
β_3	124.8986	1.393802*
β_4	39.93837	2.620337*
β_5	6.469364	0.33647122
β_6	48.19366	0.8480903

*signifikan pada $\alpha = 0.15$

Variabel dikatakan signifikan terhadap model jika $|Z_{hitung}|$ lebih besar dari 1,036 sehingga dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin ekstrem adalah jumlah kepala rumah tangga dengan ijazah kurang dari SMA (X_1), jumlah status pekerjaan kepala rumah tangga sebagai pekerja lepas atau pekerja keluarga (X_2), jumlah jenis kelamin kepala rumah tangga perempuan (X_3), dan jumlah kepala rumah tangga yang memiliki riwayat penyakit (X_4) maka model yang terbentuk sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{(u_5, v_5)} = 5172.050 - 63.39632X_1 - 82.11577X_2 + 124.8986X_3 + 39.93837X_4$$

3.7 Pemilihan Model Terbaik

Untuk mengetahui model mana yang lebih sesuai untuk menggambarkan persentase penduduk miskin ekstrem di Provinsi Bengkulu tahun 2022, maka dilakukan perbandingan antara model regresi linier berganda, *GWR Adaptive Gaussian*, dan *GWR Adaptive Bisquare* dengan Kriteria AIC. Model yang terbaik adalah menghasilkan nilai AIC terkecil. Berikut adalah hasil nilai AIC dari masing-masing model.

Tabel 19 Nilai AIC Model GWR di Kabupaten Seluma

Model	Nilai AIC
Regresi Linier Berganda	296.2079
<i>GWR Adaptive Gaussian</i>	184.7873
<i>GWR Adaptive Bisquare</i>	175.9519

Tabel 19 memberikan kesimpulan bahwa model yang sesuai untuk persentase penduduk miskin ekstrem di Provinsi Bengkulu tahun 2022 adalah model *GWR Adaptive Bisquare*, dikarenakan nilai AIC yang dihasilkan lebih kecil dibandingkan model lainnya yaitu sebesar 175,9519.

4. KESIMPULAN

Hasil pemodelan GWR dengan fungsi *Adaptive Bisquare Kernel* diperoleh bahwa variabel yang berpengaruh terhadap persentase penduduk miskin ekstrem di kabupaten/kota berbeda-beda, berdasarkan kesamaan variabel yang berpengaruh di tiap kabupaten/kota didapatkan pengelompokan sebanyak 4 kelompok. Pada hasil pemodelan GWR dengan fungsi *Adaptive Gaussian Kernel* diperoleh bahwa variabel yang berpengaruh terhadap persentase penduduk miskin

ekstrem di kabupaten/kota berbeda-beda, berdasarkan kesamaan variabel yang berpengaruh di tiap kabupaten/kota didapatkan dikelompokkan sebanyak 1 kelompok

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada program studi S2 Statistika Universitas Bengkulu yang telah mendukung dan membimbing saya dalam penelitian ini.

REFERENSI

- [1] Badan Pusat Statistik (BPS) (2022). *Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten/Kota di Indonesia*. Jakarta: BPS
- [2] Brunson Ch, Fotheringham S, and Charlton M. 1996. Geographically Weighted Regression: A Method For Exploring Spatial Nonstationarity. *Geogr. Anal.* 28, 281-298.
- [3] Diantoro, Galuh (2015). *Analisis Spasial Kemiskinan di Indonesia Tahun 2013 menggunakan Metode Geographically Weighted Regression (GWR)* [Skripsi]. Jakarta: STIS
- [4] Dwinata, A. 2012. *Model Regresi Logistik Terboboti Geografis (studi kasus : pemodelan kemiskinan di Provinsi Jawa Timur)*. Tesis. Institut Pertanian Bogor
- [5] Fotheringham, A.S.,C. Brunson, dan M. Charlton. (2002). *Geographically Weighted Regression*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd
- [6] Farida, Ira (2016). *Model Geographically Weighted Regression (GWR) dengan pembobot kernel Bisquare*. Bandung: UPI
- [7] Fatikhurriqzi. A, Kurniawan B.D (2020). Peran Bantuan Sosial dalam Pengentasan Kemiskinan Ekstrem di Jawa Timur Tahun 2020. *Seminar Nasional Official Statistics 2022*:1027-1036
- [8] Hartoyo, G dkk (2010). *Modul Pelatihan Sistem Informasi Geografis (SIG) Tingkat Dasar*. Bogor: Tropenbos International Indonesia Programme
- [9] Lutfiani, Nurul (2017). *Geographically Weighted Regression (GWR) Dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bi-Square* [Skripsi]. Semarang: UNS.
- [10] Permai S.D, Tanty H, dan Rahayu, A. 2016. *Geographically Weighted Regression Analysis for Human Development Index*. Departement of Mathematics and Statistics, School of Computer Science, Bina Nusantara University, Jakarta. Published by the American Institute of Physics
- [11] Putri A, Salamah M. 2013. *Pemodelan Kasus Balita Gizi Buruk di Kabupaten Bojonegoro dengan Geographically Weighted Regression*. FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). *Jurnal Sains dan Seni Pomits* Vol. 2, No.1
- [12] Rahmawati, R. dan Djuraidah, A. (2013). *Analisis Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Pembobot Kernel Gaussian untuk Data Kemiskinan*. Prosiding Seminar Nasional Statistika. Semarang: Universitas Diponegoro
- [13] Saefuddin, A., N. A. Setiabudi, dan N. A. Achsan. (2011). On Comparisson between Ordinary Linear Regression and Geographically Weighted Regression: With Application to Indonesian Poverty Data. *European Journal of Scientific Research*, Vol. 57 No. 2 (2011), pp 275-285
- [14] *United Nations*. (1996). *Konsep dan definisi Kemiskinan Ekstrem*. Diakses pada tanggal 2 Desember 2022 melalui <https://pendampingdesa.com/>
- [15] Wang, C. 2016. *The Impact of car ownership and public transport usage on cancer screening coverage: Empirical evidence using a spatial analysis in*



England. Journal of transport geography. University of London, page 15-22

- [16] Wheeler, DC, Paez, A. (2010). Regresi Berobot Geografis. Dalam: Fischer, M., Getis, A. (eds) *Handbook of Applied Spatial Analysis*. Springer, Berlin, Heidelberg