

Kernel Performance in *Geographically Weighted Regression* Model to Determine Factors Affecting Human Development Index in South Sulawesi Province

Angelia Fransisca Adatunaung¹⁾, Djoni Hatidja^{2*)}, Winsy Christo Deilan Weku³⁾
^{1,2,3)}Department of Mathematics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Sam Ratulangi University, Manado, Indonesia
Jl. Kampus Kleak Unsrat Manado 95118
*Corresponding author: dhatidja@unsrat.ac.id

ABSTRACT

The aims of this study was determine at kernel performance by selecting the best model from three different types of kernels and determining the factors that influence the Human Development Index in South Sulawesi Province using the *Geographically Weighted Regression* (GWR) model This study uses secondary data from the Central Bureau of Statistics of South Sulawesi Province with independent variables namely human development index (HDI, Y) and the dependent variable namely life expectancy (UHH) (X_1), per capita expenditures (X_2) and gross regional domestic product (GRDP) (X_3) and the longitude and latitude values obtained from the google maps application. The methods carried out in this study are the GWR method and the kernels used are gaussian kernels, bisquare kernels and tricube kernels. The results of this study show that the best model that can be used is the GWR model with a tricube kernel with AIC values = 81.5543700 and $R^2 = 90.67$ percent. GWR Model with kernel tricube is able to determine the factors that influence the human development index in South Sulawesi in 2022.

Keywords: *Geographically Weighted Regression*; human development index; tricube kernel

Performa Kernel pada Model *Geographically Weighted Regression* untuk Menentukan Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Sulawesi Selatan

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menentukan performa kernel dengan memilih model terbaik dari tiga jenis kernel yang berbeda dan menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Provinsi Sulawesi Selatan dengan menggunakan model GWR. Pada penelitian ini memakai data sekunder dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan dengan variabel independen yaitu IPM (Y) dan variabel dependen yaitu umur harapan hidup (UHH) (X_1), pengeluaran perkapita (X_2) dan produk domestik regional bruto (PDRB) (X_3) serta nilai *longitude* dan *latitude* yang diperoleh dari aplikasi *google maps*. Metode yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu metode GWR dan kernel yang dipakai yaitu kernel *gaussian*, kernel *bisquare* dan kernel *tricube*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model terbaik yang dapat digunakan yaitu model GWR dengan kernel *tricube* dengan nilai AIC = 81,5543700 dan $R^2 = 90,67$ persen. Model GWR kernel *tricube* mampu menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia di Sulawesi Selatan tahun 2022.

Kata Kunci: *Geographically Weighted Regression*; indeks pembangunan manusia; kernel *tricube*

(Article History: Received 24-07-2023; Accepted 28-10-2023; Published 31-10-2023)

PENDAHULUAN

IPM adalah suatu angka yang mengukur capaian sejumlah komponen dasar yang dapat memberikan pengaruh terhadap tingkat produktifitas yang dihasilkan oleh seseorang (Mahroji, 2019). Menurut data publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022, IPM di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2021 adalah 72,24% sedangkan pada tahun 2022 IPM di Provinsi Sulawesi Selatan menjadi 72,82% yang artinya IPM di Provinsi Sulawesi Selatan meningkat sebesar 0,58% dibandingkan dengan tahun 2021. Berdasarkan keadaan tersebut, maka perlu dilakukan upaya pemerataan pembangunan manusia pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu dengan mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhinya. Salah satu upaya yang dapat digunakan adalah analisis regresi linear berganda. Pada analisis regresi berganda digunakan metode *ordinary least square* (OLS). Dengan menggunakan OLS, model regresi linear berganda akan memperoleh nilai penduga parameter yang bersifat global, artinya parameter regresi memiliki nilai yang sama untuk setiap titik pada lokasi pengamatan (Yasin, 2011).

Namun, kondisi setiap lokasi yang diamati tidak sama karena adanya faktor geografis. Hal tersebut sangat memungkinkan munculnya heterogenitas spasial. Jika heterogenitas spasial terjadi pada parameter regresi, maka OLS kurang akurat untuk menjelaskan fenomena data yang sebenarnya. Untuk mencegah terjadinya heterogenitas spasial pada parameter regresi, maka model regresi dikembangkan menjadi *Geographically Weighted Regression* (GWR) (Isbiyantoro et al., 2014)

GWR adalah teknik yang membawa kerangka dari model regresi sederhana ke model regresi terboboti (Fotheringham et al., 2002). Hasilnya, menghasilkan model regresi linier lokal yang menghasilkan model penduga parameter lokal untuk setiap titik atau lokasi pengamatan (Weku et al., 2022). Pada model GWR, variabel dependen diprediksi dengan variabel independen yang masing-masing nilai parameter regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati (Weku, 2020). Gagasan utama dari model GWR adalah dengan mempertimbangkan unsur geografi sebagai pembobot dalam mengestimasi parameter modelnya. Estimasi tersebut dihasilkan dengan menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan (Fadli et al., 2018).

Penelitian mengenai GWR menggunakan pembobot yang berbeda-beda telah banyak dilakukan sebelumnya diantaranya yaitu Pemodelan GWR Dengan Fungsi Pembobot Kernel *Gaussian* dan *Bisquare* (Lutfiani & Scolastika, 2017) mengatakan bahwa model GWR dengan fungsi pembobot kernel *gaussian* lebih efektif digunakan dari pada fungsi pembobot kernel *bisquare* karena fungsi pembobot kernel *gaussian* memiliki nilai AIC (53,44198) lebih kecil dibanding dengan nilai AIC kernel *bisquare* (54,64947). Penelitian selanjutnya yaitu Pemodelan Angka Harapan Hidup Di Papua Dengan Pendekatan *Geographically Weighted Regression* (Tanadjaja et al., 2017) diperoleh *adaptive gaussian* sebagai kernel terbaik. Kemudian penelitian tentang Pemodelan *Geographically Weighted Regression* dengan nilai R^2 sebesar 98,90 persen dan nilai SSE sebesar 0,00860 Menggunakan Pembobot Kernel *Fixed* dan *Adaptive* pada Kasus Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia (Ramadayani et al., 2022). Penelitian ini membandingkan antara 4 fungsi pembobot kernel yaitu *fixed gaussian*, *adaptive gaussian*, *fixed bisquare* dan *adaptive*

bisquare. Dari keempat model tersebut, model terbaik yaitu model GWR *adaptive bisquare* dengan meninjau dari nilai AIC terkecil dan penelitian mengenai Perbandingan Fungsi Pembobot Pada Model *Geographically Weighted Regression* (GWR) Dalam Tingkat Kemiskinan Di Kabupaten Sampang (Mahabbi *et al.*, 2019) yang memperoleh model GWR dengan fungsi kernel *Tricube* sebagai model terbaik dengan nilai AIC sebesar 291,44900.

Pada model GWR, pembobotan merupakan bagian yang penting karena beratnya adalah nilai untuk setiap lokasi. Lokasi yang dekat mempunyai dampak yang kuat dalam estimasi dari lokasi jauh. Pembobot yang mengadopsi fungsi sebaran kernel adalah salah satu cara dalam menentukan unsur-unsur matriks pembobot dalam GWR. Fungsi kepekatan kernel seringkali dipakai dalam pemulusan data dengan memberikan pembobotan sesuai lebar jendela (bandwidth) optimal yang nilainya tergantung pada kondisi data (Desriwendi *et al.*, 2019).

Sejauh ini belum ada penelitian mengenai IPM di provinsi Sulawesi Selatan dengan melihat performa fungsi pembobot dalam GWR. Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, pada penelitian ini akan menggunakan metode GWR namun berfokus pada pemilihan model terbaik dari tiga jenis fungsi kernel yaitu kernel *Gaussian*, kernel *Bi-square* dan kernel *Tricube* dengan mengangkat judul “Performa Kernel Pada Model *Geographically Weighted Regression* Untuk Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi IPM di Provinsi Sulawesi Selatan. Tujuan penelitian ini yaitu untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022 menggunakan metode GWR.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dari bulan November 2022 hingga April 2023 dan tempat penelitian di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sam Ratulangi Manado. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan dengan variabel independen yaitu IPM (Y) dan variabel dependen yaitu Umur Harapan Hidup (UHH) (X_1), Pengeluaran Perkapita (X_2) dan Produk domestik regional bruto (PDRB) (X_3) serta nilai *longitude* dan *latitude* yang diperoleh dari aplikasi *google maps*. Penelitian ini menggunakan metode GWR dengan model sebagai berikut (Fotheringham *et al.*, 2002):

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i)X_{ik} + \varepsilon_i$$

dimana:

- Y_i : nilai variabel respon pada titik lokasi pengamatan ke- i
- X_{ik} : nilai variabel predictor ke- k pada titik lokasi pengamatan ke- i
- (u_i, v_i) : koordinat titik lokasi pengamatan ke- i (*longitude, latitude*)
- $\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta/*intercept* GWR
- $\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi ke- k pada titik lokasi pengamatan ke- i
- ε_i : error pada titik lokasi ke- i yang diasumsikan dengan rata – rata nol dan varians σ^2
- k : banyaknya variabel predictor
- i : lokasi atau observasi yang menjadi objek analisis

metode GWR dalam penelitian ini berfokus pada perbandingan tiga kernel yaitu kernel *gaussian*, kernel *bisquare* dan kernel *tricube* dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Fadli et al., 2018):

$$\begin{aligned} \text{Kernel gaussian} & : w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right) \\ \text{Kernel bi-square} & : w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases} \\ \text{Kernel tricube} & : w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^3\right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk } d_{ij} > h \end{cases} \end{aligned}$$

Analisis Data

Pengolahan data dilakukan menggunakan *software Rstudio* dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Melakukan penginputan data
2. Uji keragaman spasial menggunakan *Breusch-pagan* (BP)
 Uji keragaman spasial dilakukan untuk mengetahui ada atau tidaknya karakteristik atau keunikan sendiri pada setiap lokasi pengamatan. Uji ini dilakukan ketika adanya aspek spasial dalam suatu penelitian dengan menggunakan heterogenitas spasial (Vebiriyana et al., 2015)

Hipotesis yang di uji adalah:

- H_0 : Terdapat Homogenitas Spasial
- H_1 : Terdapat Heterogenitas Spasial

statistik uji *Breusch-Pagan* (BP) sebagai berikut:

$$BP: \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \sim \chi^2_{(p)}$$

dimana:

- \mathbf{f} : $(f_1, f_2, \dots, f_n)^T$ dengan $f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1\right)$
- σ^2 : variansi dari y
- $e_i = y_i - \hat{y}_i$
- e_i^2 : kuadrat sisaan untuk pengamatan ke-i

\mathbf{Z} : matriks berukuran $n \times (p + 1)$ yang berisi vektor yang sudah distandarisasi (z) untuk setiap pengamatan

3. Menghitung jarak Euclidean antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis (*latitude* dan *longitude*).

Untuk menghitung jarak antar Kabupaten/Kota dapat menggunakan rumus *Euclidean* sebagai berikut:

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

keterangan:

- d_{ij} : jarak
- u_i : koordinat *latitude* 1
- u_j : koordinat *latitude* 2

v_i : koordinat *longitude* 1

u_i : koordinat *longitude* 2

4. Menentukan nilai interval bandwidth pada tiap fungsi kernel yang digunakan untuk penaksiran parameter pada lokasi pengamatan ke- i dengan menggunakan metode *Cross Validation* (CV).

Ada beberapa beberapa metode yang digunakan untuk memilih bandwidth optimum, salah satu di antaranya adalah metode CV yang secara sistematis didefinisikan sebagai berikut:

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

dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ merupakan nilai dugaan y_i (*fitting value*) dimana pengamatan di lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dari proses estimasi. Jika ingin mendapatkan nilai bandwidth (h) yang optimal maka diperoleh dari h yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

5. Mengestimasi parameter model GWR

Estimasi parameter pada model GWR dapat diperoleh menggunakan metode *Weighted Least Squares* (WLS) yaitu dengan memberikan pembobot yang berbeda pada setiap lokasi pengamatan.

estimasi parameter model GWR untuk setiap lokasinya adalah

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

6. Pemilihan model terbaik menggunakan AIC dan R^2

Penentuan nilai AIC dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut (Pamungkas *et al.*, 2016):

$$AIC = 2n \log(\hat{\sigma}) + n \log(2\pi) + n + tr(\mathbf{L})$$

dimana $\hat{\sigma}$ adalah nilai duga standar deviasi residual dan \mathbf{L} adalah matriks proyeksi.

R^2 digunakan untuk mengukur seberapa jauh kemampuan model dalam menerangkan variabel terkait. R^2 mempunyai *range* antara 0 sampai 1 ($0 \leq R^2 \leq 1$). Semakin besar nilai R^2 (mendekati 1) maka berarti pengaruh variabel bebas secara serentak dianggap kuat dan apabila R^2 mendekati (0) maka pengaruh variabel bebas terhadap variabel terikat serentak adalah lemah.

7. Menginterpretasi hasil.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji keragaman spasial

Pengujian heterogenitas spasial ini terjadi karena adanya perbedaan karakteristik antar titik lokasi pengamatan. Uji *Breusch-Pagan* adalah uji statistik yang dapat mendeteksi heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial dapat diidentifikasi dengan menggunakan pengujian *Breusch Pagan* (Nadya *et al.*, 2017).

Tabel 1. Uji *breusch-pagan*

Metode	$\chi^2_{(3)}$	BP	<i>p</i> - value	α	Keputusan
<i>Breusch-Pagan</i>	7,80000	13,40000	0,00384	0,05000	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 1, Pengujian keragaman spasial menggunakan uji *Breusch-Pagan* (BP) menghasilkan nilai BP sebesar 13,4 yang lebih dari nilai $\chi^2_{(3)}$ dan nilai p-value $(0,0038480) < \alpha$ yang artinya ada perbedaan karakteristik antar titik lokasi pengamatan atau terjadi heterogenitas spasial pada data.

Menghitung jarak Euclidean antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis (*latitude* dan *longitude*)

Langkah awal yang dilakukan dalam membentuk model GWR adalah menentukan letak geografis (*longitude* dan *latitude*) tiap Kabupaten/Kota di provinsi Sulawesi Selatan dan mengkonversinya kedalam satuan kilometer (km). Setelah itu menghitung jarak antar Kabupaten/Kota menggunakan rumus *Euclidean*. Misalnya, mencari jarak antar Kabupaten Kepulauan Selayar ($u_1 = -672,27, v_1 = 13412,574$) dan Kabupaten Bulukumba ($u_2 = -603,396, v_2 = 13383,607$) yang disimbolkan dengan $d_{1,2}$.

$$\begin{aligned} d_{1,2} &= \sqrt{(-672,27 - (-603,396))^2 + (13412,574 - 13383,607)^2} \\ &= \sqrt{(-68,874)^2 + (28,967)^2} \\ &= \sqrt{4.743,62788 + 839,087089} \\ &= \sqrt{5.582,71497} \\ &= 74,71756 \end{aligned}$$

diperoleh jarak antara Kabupaten Selayar dan Kabupaten Bulukumba adalah 74,71756 km.

Menghitung Bandwidth Optimum menggunakan *Cross Validation* (CV)

Penentuan bandwidth optimum adalah menggunakan nilai CV minimum yang selanjutnya akan digunakan dalam menentukan matriks dari masing-masing kernel. Dengan menggunakan *software R*, didapatkan nilai bandwidth optimum dari masing-masing fungsi kernel seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai bandwidth optimum masing-masing kernel

Kernel	Bandwidth	Nilai CV
<i>Gaussian</i>	153,03930	56,73243
<i>Bisquare</i>	350,89050	56,68532
<i>Tricube</i>	342,46710	56,18121

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh nilai bandwidth optimum untuk masing-masing kernel. Bandwidth yang diperoleh bernilai sama untuk setiap lokasi pengamatan karena menggunakan *fixed* bandwidth. Nilai bandwidth dari 3 kernel tersebut menggambarkan batas jarak suatu wilayah yang masih memberikan pengaruh cukup besar terhadap wilayah lain di sekitarnya. Jika jarak antara lokasi ke-*i* dengan lokasi ke-*j* lebih besar atau sama dengan nilai bandwidth yang diperoleh, maka lokasi tersebut akan diberi bobot nol. Sebaliknya jika jarak antar lokasi kurang dari nilai bandwidth yang diperoleh maka akan diberi bobot mendekati satu seiring semakin dekatnya jarak antara lokasi ke-*i* dengan lokasi ke-*j*.

Estimasi Parameter Model GWR

Estimasi parameter pada model GWR dapat diperoleh dengan metode *Weighted Least Squares* (WLS) dimana metode tersebut akan memberikan pembobot yang berbeda untuk masing-masing lokasi pengamatan (Susanti, 2018). Estimasi Parameter Model GWR

dilakukan pada 3 jenis kernel, sehingga setiap kernel menghasilkan nilai parameter yang berbeda.

a. Estimasi Parameter dengan kernel *gaussian*

Tabel 3. Estimasi parameter model GWR kernel *gaussian*

Variabel	Nilai Estimasi Parameter GWR	
	Minimum	Maksimum
Intersep	-27,25286	-2,34913
X_1	0,00109	0,00163
X_2	0,87073	1,14858
X_3	-0,00001	0,00002

b. Estimasi Parameter dengan kernel *bisquare*

Tabel 4. Estimasi parameter model GWR kernel *bisquare*

Variabel	Nilai Estimasi Parameter GWR	
	Minimum	Maksimum
Intersep	-32,97371	-1,01626
X_1	0,00101	0,00170
X_2	0,86291	1,22010
X_3	-0,00008	0,00003

c. Estimasi Parameter dengan kernel *Tricube*

Tabel 5. Estimasi parameter model GWR kernel *tricube*

Variabel	Nilai Estimasi Parameter GWR	
	Minimum	Maksimum
Intersep	-33,06436	-0,12031
X_1	0,00100	0,00173
X_2	0,851044	1,22138
X_3	-0,00014	0,00003

Berdasarkan Tabel 3, 4 dan 5, estimasi variabel X_3 mempunyai nilai minimum yang negatif dan nilai maksimum yang positif. Tanda negatif artinya jika nilai variabel tersebut meningkat maka IPM akan menurun, sebaliknya tanda positif berarti IPM ikut meningkat jika nilai suatu variabel naik. Sedangkan estimasi variabel X_1 dan X_2 memiliki nilai minimum dan maksimum yang bertanda positif, artinya arah hubungan variabel tersebut dengan IPM seragam untuk semua Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan.

Adapun hasil estimasi parameter untuk setiap wilayah penelitian diperoleh 24 model GWR, dimana model yang dihasilkan berbeda-beda untuk masing-masing lokasi. Misalnya model GWR untuk kepulauan selayar adalah:

$$\hat{Y}_1 = -0,12031 + 0,00100X_1 + 0,85104X_2 + 0,00003X_3$$

dengan interpretasi yaitu jika nilai X_1 meningkat satu satuan dan nilai variabel independen lainnya tetap konstan maka IPM akan meningkat sebesar 0,00100. jika X_2 meningkat satu satuan dan nilai variabel independen lainnya tetap konstan, maka IPM akan meningkat

sebesar 0,85104 dan jika X_3 meningkat satu satuan dan nilai variabel independen lainnya tetap konstan maka IPM akan meningkat sebesar 0,00003.

Pemilihan Model Terbaik

Untuk melihat performa model GWR dilakukan pemilihan model terbaik yaitu dengan melihat nilai AIC dan koefisien determinasi (R^2). Jika nilai AIC lebih kecil dan R^2 memiliki nilai paling besar maka model tersebut merupakan model terbaik.

Tabel 6. Pemilihan model terbaik

Model	AIC	R^2
Model GWR (kernel <i>Gaussian</i>)	82,20434	90,30%
Model GWR (kernel <i>Bisquare</i>)	81,63644	90,63%
Model GWR (kernel <i>Tricube</i>)	81,55437	90,67%

Berdasarkan Tabel 6, diperoleh bahwa model GWR dengan kernel *tricube* adalah model yang terbaik karena memiliki nilai AIC terkecil dan nilai R^2 terbesar. Nilai R^2 menunjukkan bahwa model GWR kernel *tricube* yang diperoleh mampu menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia di Sulawesi Selatan tahun 2022 sebesar 90,67% sedangkan sisanya 9,33% dipengaruhi oleh variabel lain yang belum dimasukkan ke dalam model dan nilai AIC menunjukkan bahwa sebesar 81,55437 model GWR dapat meminimalkan kesalahan dalam menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2022.

KESIMPULAN

Model terbaik dari tiga jenis kernel yang digunakan yaitu model GWR dengan kernel *tricube* dengan nilai AIC = 81,5543700 dan $R^2 = 90,67$ persen. Model GWR kernel *tricube* mampu menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia di Sulawesi Selatan tahun 2022.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2022). Publikasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Sulawesi Selatan Tahun 2022.
- Desriwendi, D., Hoyyi, A., & Wuryandari, T. (2015). Pemodelan *geographically weighted logistic regression* (GWLR) dengan fungsi pembobot *fixed gaussian kernel* dan *adaptive gaussian kernel* (Studi Kasus : Laju Pertumbuhan Penduduk Provinsi Jawa Tengah). *Jurnal Gaussian*, 4(2), 193–204. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.4.2.193%20-%2020204>
- Fadli, M.R., Goejantoro, R., & Wasono, D. (2018). Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) Dengan Fungsi Pembobot Tricube Terhadap Angka Kematian Ibu (AKI) Di Kabupaten Kutai Kartanegara Tahun 2015. *Jurnal Eksponensial*, 9(1), 11–18.
- Fotheringham, A.C.B., & Charlton, M. (2002). Geographically Weighted Regression, the analysis of spatially varying relationships. John Wiley & Sons, Chichester.
- Isbiyantoro, K., Wilandari, Y., & Sugito. (2014). Perbandingan Model Pertumbuhan Ekonomi Di Jawa Tengah dengan Metode Regresi Linier Berganda dan Metode Geographically Weighted Regression. *Jurnal Gaussian*, 3(3), 461–469.

- Lutfiani, N., & Scolastika, M. (2017). Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) dengan Fungsi Pembobot Kernel Gaussian dan Bi-square. *Journal of Mathematics*, 5(1), 82–91.
- Mahroji, D. (2019). Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia Terhadap Tingkat Pengangguran Di Provinsi Banten. *Jurnal Ekonomi*, 9(1), 51–72.
- Nadya, M., Rahayu, W., & Santi, V.M. (2017). Analisis Geographically Weighted Regression pada Kasus Pneumonia Balita di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 1(1), 23–32.
- Ramadayani, M.R., Fariani H.I., & Ibnu, H. (2022). Pemodelan Geographically Weighted Regression Menggunakan Pembobot Kernel Fixed dan Adaptive pada Kasus Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia. *JMT: Jurnal Matematika Dan Terapan*, 4(1), 51–62.
- Susanti, Y. (2018). Penerapan Model Geographically Weighted Regression(GWR) Pada Produksi Ubi Jalar. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 1(1), 52–69.
- Tanadjaja, A., Zain, I., & Wibowo, W. (2017). Pemodelan Angka Harapan Hidup di Papua dengan pendekatan Geographically Weighted Regression. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 6(1), 1–7.
- Vebiriyana, M., Darsyah, Y.M., & Nur, I. (2015). Pemodelan Geographically Weighted Regression Dengan Fungsi Kernel Bisquare Terhadap Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan Di Kabupaten Demak. *Jurnal Statistika*, 3(1), 34–39.
- Weku, W. 2020. Eksplorasi efektifitas model spasial untuk menjelaskan hubungan antara penduduk dan infrastruktur terhadap kesejahteraan masyarakat Kota Manado. *AITI: Jurnal Teknologi Informasi*, 17(2), 130–142.
- Weku, W., Pramoedyo, H., Widodo, A., & Fitriani, R. (2022). Optimal Bandwidth for Geographically Weighted Regression To Model The Spatial Dependency Of Land Prices In Manado, North Sulawesi Province, Indonesia. *Geography, Environment, Sustainability*, 15(2), 84–90.
- Yasin, H. (2011). Pemilihan Variabel pada Model Geographically Weighted Regression. *Jurnal Media Statistika*, 4(2), 63–72.