

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY WEIGTED REGRESSION* PADA ANGKA PARTISIPASI SEKOLAH DI KALIMANTAN BARAT TAHUN 2022

Eka May Mujiarti^{1*}, Yundari², Nur'ainul Miftahul Huda³

^{1,2,3} Program Studi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Tanjungpura

*e-mail : h1011201037@student.untan.ac.id

DOI: 10.14710/j.gauss.13.1.36-47

Article Info:

Received: 2024-07-23

Accepted: 2024-09-12

Available Online: 2024-09-13

Keywords:

APS; weighting; kernel adaptive;
kernel fixed

Abstract: Angka Partisipasi Sekolah" (APS) indicates educational quality in a region, with higher APS reflecting better education. In 2022, APS for SMA/SMK/MA/Paket C in West Kalimantan was 68.72%, a decrease from the previous year. A Geographically Weighted Regression (GWR) approach which considers geographic characteristics in modeling the relationship between response and predictor variables, is used to analyze factors influencing APS in West Kalimantan. This study aims to model APS and identify influencing factors. Initial steps include detecting multicollinearity and spatial heterogeneity, and determining the Euclidean distance and bandwidth value of the weighting function. The study uses fixed and adaptive Gaussian, bisquare, and tricube kernels. GWR model parameters are then estimated, and the best model is chosen based on the smallest Akaike Criterion Information (AIC) value. Results show that the best weight is the adaptive bisquare kernel with the smallest AIC. Key factors influencing APS, with a 99.07% coefficient of determination, include the number of schools, teachers, student-teacher ratio, poverty rate, and PDRB per capita, with the remaining 0.93% influenced by unstudied factors.

1. PENDAHULUAN

Pendidikan merupakan fondasi penting bagi kemajuan bangsa dan negara karena seseorang bisa meningkatkan pengetahuan, keterampilan, dan nilai-nilai yang dibutuhkan untuk meningkatkan kualitas hidupnya melalui proses belajar baik secara formal maupun informal. Melalui pendidikan, seseorang dapat mengembangkan pengetahuan dan keterampilan yang diperlukan sehingga mampu berkontribusi secara positif dalam pembangunan masyarakat dan menciptakan perubahan yang berarti dalam kehidupan untuk mencapai kemajuan bangsa (Suharlina, 2020). Pendidikan adalah modal dasar dalam meningkatkan kesadaran dan kemampuan untuk mendeteksi dini segala kemungkinan yang akan terjadi sehingga peningkatan akses pendidikan sangat diperlukan. Tujuan utama dari upaya pembangunan pendidikan adalah untuk meningkatkan kemampuan dan daya saing sumber daya manusia yang diharapkan dapat meningkatkan kesejahteraan seluruh anggota masyarakat. Pendidikan yang berkualitas dapat menjadi pendorong utama dalam meningkatkan angka partisipasi sekolah (Itasari 2022).

Angka Partisipasi Sekolah (APS) merupakan persentase penduduk dalam kelompok usia tertentu yang masih bersekolah dibandingkan dengan total populasi penduduk dalam kelompok usia tersebut. Apabila APS di daerah tersebut tinggi, maka semakin baik pula kualitas pendidikan di daerah tersebut (BPS, 2023). Menurut data yang diperoleh dari *website* BPS, APS khususnya tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kalimantan Barat tahun 2022 sebesar 68,72% telah mengalami penurunan dari tahun sebelumnya yang menyentuh angka 69,38% pada tahun 2021. Pada saat yang sama Provinsi Kalimantan Selatan Tengah juga mengalami penurunan meskipun lebih kecil Kalimantan Barat yakni dari 82,01% pada tahun 2021 menjadi 81,43% pada tahun 2022 serta Provinsi Kalimantan Tengah yang

menurun dari 66,7% pada tahun 2021 menjadi 66,32% pada tahun 2022. Provinsi Kalimantan Utara menunjukkan kestabilan dari yang menunjukkan data APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C tetap pada 76,5%. Sementara itu Provinsi Kalimantan Timur justru mengalami peningkatan dari tahun 2021 ke tahun 2022 dari 69,31% menjadi 69,88%. Oleh karena APS di Kalimantan Barat mengalami penurunan yang lebih tinggi dibandingkan dengan provinsi lain di pulau Kalimantan maka dari itu peneliti melakukan penelitian mendalam untuk mencari faktor-faktor yang mempengaruhi penurunan APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C tersebut.

Perbedaan APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di setiap daerah dapat dipengaruhi oleh faktor lokasi di mana aksesibilitas infrastruktur pendidikan, tingkat pengembangan ekonomi, dan kebijakan pendidikan lokal menjadi hal penting yang mempengaruhi partisipasi siswa di Kalimantan Barat. Misalnya, daerah yang terpencil mungkin memiliki akses terbatas terhadap sekolah-sekolah yang memadai, sementara daerah perkotaan mungkin menawarkan lebih banyak kesempatan pendidikan. Penentuan faktor-faktor yang mempengaruhi nilai APS di Kalimantan Barat memerlukan pendekatan statistik dengan mempertimbangkan faktor lokasi. Salah satu metode statistik yang telah dikembangkan untuk menganalisis data dengan memperhitungkan faktor geografis adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR). GWR merupakan metode spasial yang melibatkan kondisi geografis setiap wilayah sebagai faktor yang berpotensi mempengaruhi variabel prediktor. GWR digunakan karena mampu memperhitungkan variasi spasial antar wilayah yang tidak dapat ditangkap oleh regresi linear (Fotheringham dkk, 2002 dalam Hapsery & Trishnanti, 2021).

Penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi APS telah dilakukan oleh Rahmadeni dkk (2020) di Provinsi Riau dengan model *spatial autoregressive* untuk mengkaji faktor-faktor yang memengaruhi APS. Penelitian ini mempertimbangkan variabel seperti jumlah sekolah, jumlah murid, jumlah tenaga pengajar, rasio guru terhadap murid, dan tingkat kemiskinan untuk menganalisis faktor yang mempengaruhi APS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa variabel jumlah sekolah, jumlah tenaga pengajar, dan tingkat kemiskinan merupakan faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi APS di Provinsi Riau. Penelitian serupa mengenai APS juga dilakukan di Pulau Sulawesi dengan menggabungkan data *time series* dan *cross section* menggunakan analisis regresi data panel. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis APS terhadap variabel yang digunakan yaitu PDRB per kapita, tingkat kemiskinan, dan jumlah sekolah pada provinsi-provinsi di Pulau Sulawesi. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa variabel-variabel tersebut berpengaruh terhadap APS (Virdam & Ariani 2023).

Penelitian ini bertujuan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kalimantan Barat pada tahun 2022 menggunakan model *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan enam fungsi pembobot, yaitu *kernel fixed gaussian*, *kernel fixed bisquare*, *kernel fixed tricube*, *kernel adaptive gaussian*, *kernel adaptive bisquare*, dan *kernel adaptive tricube*. Inovasi dalam penelitian ini terletak pada penerapan berbagai fungsi pembobot dalam GWR untuk analisis data spasial yang lebih detail pada setiap wilayah. Penelitian ini penting untuk memahami variasi spasial dalam hubungan antara variabel prediktor yang digunakan seperti jumlah sekolah, jumlah guru, rasio siswa terhadap guru, tingkat kemiskinan dan PDRB per kapita dengan variabel respon APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di setiap kabupaten/kota. Hasil penelitian ini akan memberikan informasi yang berguna bagi pembuat kebijakan untuk merancang strategi yang lebih tepat sasaran guna meningkatkan APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C dan mengurangi ketimpangan pendidikan di wilayah tersebut.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Model GWR adalah pengembangan dari suatu model regresi linear yang mempertimbangkan faktor-faktor geografis. Pengembangan yang dilakukan pada model GWR adalah dengan menambahkan aspek spasial pada setiap lokasi pengamatan. Pengembangan ini dilakukan untuk memodelkan data spasial. Model GWR yang dikembangkan digunakan untuk memprediksi signifikansi variabel respon dengan parameter yang diperoleh berdasarkan lokasi objek yang diteliti (Hapsery & Trishnanti, 2021). Selain itu, pemodelan GWR dilakukan karena dapat mengatasi adanya heterogenitas spasial yang terjadi. Dalam model GWR, setiap wilayah pengamatan memiliki parameter regresi yang bervariasi karena parameter tersebut diestimasi pada setiap lokasi yang diamati (Ikhsanudin & Pasaribu, 2023). Bentuk umum dari model GWR adalah sebagai berikut.

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

Keterangan:

- y_i : nilai pengamatan variabel respon ke- i
- x_{ik} : nilai pengamatan variabel prediktor ke- k pada lokasi ke- i
- (u_i, v_i) : koordinat letak geografis dari lokasi pengamatan ke- i
- $\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta pengamatan ke- i
- $\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k di lokasi pengamatan ke- i
- ε_i : *error* pengamatan ke- i
- i : unit observasi
- n : banyaknya observasi
- k : unit variabel prediktor
- p : banyaknya variabel prediktor

Multikolinearitas adalah kondisi di mana terdapat korelasi linier antar variabel prediktor pada model regresi. Dalam analisis regresi tidak diperkenankan adanya kasus multikolinearitas. Multikolinearitas dapat terdeteksi dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Rumus untuk menghitung nilai VIF sebagai berikut (Azizah dkk., 2023).

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

Notasi R_j^2 merupakan koefisien determinasi antara variabel prediktor yang lain dengan variabel prediktor ke- j . Kriteria pengujian H_0 ditolak apabila nilai $VIF > 10$ dengan menggunakan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Salah satu cara untuk mengatasi masalah multikolinearitas yang dapat diambil adalah mengeluarkan variabel prediktor yang tidak signifikan secara bertahap dimulai dengan variabel yang memiliki nilai VIF tertinggi, lalu melakukan regresi ulang pada variabel-variabel prediktor yang signifikan.

Data yang terkait dengan suatu lokasi tertentu cenderung tidak homogen dan bervariasi antar lokasi dari unit spasial. Perbedaan antara satu wilayah dengan wilayah lainnya menyebabkan terjadinya heterogenitas spasial. Tujuan dari uji heterogenitas spasial adalah untuk mengetahui apakah setiap lokasi pengamatan memiliki karakteristik atau keunikan yang spesifik. Keberadaan heterogenitas spasial dapat menyebabkan perbedaan parameter regresi di setiap lokasi pengamatan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menguji heterogenitas spasial adalah uji Breusch-Pagan (Fitriatusakiah dkk., 2021).

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (3)$$

Elemen vektor \mathbf{f} merupakan $\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1$ dimana $e_i = y_i - \hat{y}_i$ merupakan *least square residual* pada pengamatan ke- i . Notasi \mathbf{Z} adalah matriks yang berisi vektor dan telah di standarisasi berukuran $(n \times (p + 1))$ untuk setiap pengamatan. Keputusan dalam pengujian

ini akan menyatakan penolakan terhadap H_0 apabila statistik uji $BP > \chi_{\frac{\alpha}{2}, k}^2$ atau nilai p -value $< \alpha$ yang menunjukkan terjadinya heterogenitas spasial (Ikhsanudin & Pasaribu, 2023).

Fungsi pembobotan pada model GWR mewakili letak data observasi satu sama lain sehingga sangat penting untuk dilakukan. Pembobotan pada setiap lokasi harus dilakukan untuk memperoleh nilai yang berbeda karena akan mempengaruhi parameter regresinya (Wardhani dkk., 2022). Fungsi pembobotan ditentukan dengan mencari jarak *euclidean* dan *bandwidth* optimal terlebih dahulu. Penentuan jarak antar lokasi (d_{ij}) dalam model GWR ditentukan dengan koordinat spasial dari garis bujur (v_i) dan garis lintang (u_i) yang dihitung menggunakan jarak *euclidean* sesuai dengan persamaan sebagai berikut (Azizah dkk, 2023).

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (4)$$

Bandwidth digunakan untuk menentukan bobot suatu lokasi terhadap lokasi lainnya. Salah satu cara yang digunakan untuk menentukan nilai *bandwidth* optimal dengan menggunakan nilai *Cross Validation* (CV). Dalam perhitungan *bandwidth*, nilai awal (h) dipilih secara iteratif, mulai dari nilai 0 hingga 1 menggunakan teknik *Golden selection Search*. *Bandwidth* optimal ditentukan berdasarkan nilai CV terkecil sesuai dengan rumus berikut (Ananda dkk., 2023).

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (5)$$

Pemilihan *bandwidth* yang optimal sangat penting dalam menentukan pembobot spasial yang tepat untuk menyeimbangkan variasi dalam model. Oleh karena itu, metode CV digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimal guna meminimalkan kesalahan prediksi dan memastikan model sesuai dengan data. Pembobot spasial dihitung dapat dengan beberapa metode diantaranya adalah menggunakan fungsi kernel. Fungsi kernel dibedakan menjadi fungsi *kernel fixed* dan fungsi *kernel adaptive*. Rumus dari masing-masing fungsi pembobot menurut Wardhani dkk (2022), dan Ananda dkk (2023) terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Fungsi Pembobot Spasial

| | | |
|---------------------------------|---|------|
| <i>Kernel Fixed Gaussian</i> | $w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right]$ | (6) |
| <i>Kernel Fixed Bisquare</i> | $w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^2 \right)^2, & d_{ij} \leq h \\ 0, & d_{ij} \text{ yang lain} \end{cases}$ | (7) |
| <i>Kernel Fixed Tricube</i> | $w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h} \right)^3 \right)^3, & d_{ij} \leq h \\ 0, & d_{ij} \text{ yang lain} \end{cases}$ | (8) |
| <i>Kernel Adaptive Gaussian</i> | $w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right]$ | (9) |
| <i>Kernel Adaptive Bisquare</i> | $w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i} \right)^2 \right)^2, & d_{ij} \leq h_i \\ 0, & d_{ij} \text{ yang lain} \end{cases}$ | (10) |
| <i>Kernel Adaptive Tricube</i> | $w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i} \right)^3 \right)^3, & d_{ij} \leq h_i \\ 0, & d_{ij} \text{ yang lain} \end{cases}$ | (11) |

Parameter model GWR diestimasi dengan memberikan bobot yang berbeda-beda pada setiap lokasi pengamatan melalui metode *Weighted Least Square* (WLS). Sebagai contoh jika bobot untuk lokasi (u_i, v_i) adalah $w_j(u_i, v_i)$ dengan nilai $j = 1, 2, \dots, n$ maka penaksiran parameter di lokasi pengamatan (u_i, v_i) dilakukan dengan memberikan pembobot $w_j(u_i, v_i)$ ke persamaan (1) lalu meminimumkan jumlah kuadrat *error* seperti pada persamaan (12).

$$\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \varepsilon_j^2 = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \left[y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{jk} \right]^2 \quad (12)$$

Dari persamaan (12), penaksiran parameter membentuk sebuah persamaan matriks dengan jumlah kuadrat *error* yang menggunakan metode WLS sebagai berikut.

$$\hat{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \hat{\varepsilon} = \mathbf{Y}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} - 2 \hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i, v_i) \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) \quad (13)$$

Untuk memperoleh nilai yang optimal, persamaan (12) diturunkan terhadap matriks $\hat{\boldsymbol{\beta}}^T(u_i, v_i)$ kemudian hasilnya disamakan dengan nol sehingga didapat persamaan (13) berikut.

$$\begin{aligned} -2 \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} + 2 \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= 0 \\ -2 \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} &= -2 \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \\ \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) &= \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \end{aligned} \quad (14)$$

Untuk mendapatkan $\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)$ maka persamaan (13) kedua ruasnya dikalikan dengan *invers* $\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}$ sehingga penaksir parameter GWR untuk masing-masing lokasi pengamatan terdapat pada persamaan (14) (Astuti dkk., 2018).

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i) = [\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{Y} \quad (15)$$

Keterangan:

X : matriks untuk variabel prediktor $n \times (p + 1)$

Y : matriks untuk variabel respon $n \times 1$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_i, v_i)$: vektor penaksir parameter GWR

$\mathbf{W}(u_i, v_i)$: matriks diagonal berukuran $(n \times n)$ untuk matriks pembobot spasial lokasi ke- i

Uji signifikansi parameter model GWR dilakukan dengan menggunakan uji parsial untuk menguji signifikansi di setiap lokasi. Pengujian secara parsial dilakukan untuk menguji variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon pada model GWR. Berikut adalah rumus untuk uji signifikansi parameter secara parsial.

$$t_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{g_{kk}}} \quad (16)$$

Dalam pengujian ini keputusan akan menyatakan penolakan terhadap H_0 yang menunjukkan bahwa parameter regresi signifikan secara parsial jika $p\text{-value} < \alpha = 5\%$ atau dengan statistik uji $|t_{hit}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, df)}$ dengan df adalah *degree of freedom* yang berasal dari residu GWR (Ikhsanudin & Pasaribu, 2023).

Dalam menentukan pemilihan model terbaik terdapat beberapa metode, salah satunya adalah dengan *Akaike Information Criterion* (AIC) dengan rumus sebagai berikut.

$$AIC = 2n \log(\hat{\sigma}) + n \log 2\pi + n \left\{ \frac{n + tr(S)}{n - 2 - tr(S)} \right\} \quad (17)$$

Keterangan :

$\hat{\sigma}$: estimasi dari deviasi standar kesalahan (*error*)

n : banyaknya observasi

$tr(S)$: trace dari matriks proyeksi yang mengubah vektor pengamatan y menjadi vektor \hat{y}

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan memilih nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) paling kecil (Ulfie Safitri & Amaliana, 2021).

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang berasal dari *website* resmi BPS Provinsi Kalimantan Barat. Lokasi pada penelitian ini terdiri dari 14 kabupaten/kota di Kalimantan Barat. Variabel respon (Y) yang digunakan pada penelitian ini adalah Angka Partisipasi Sekolah (APS) tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kalimantan Barat pada tahun 2022 sedangkan variabel prediktornya adalah jumlah sekolah (X_1), jumlah guru (X_2), rasio siswa terhadap guru (X_3), tingkat kemiskinan (X_4) dan PDRB per kapita (X_5). Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut.

1. Melakukan analisis statistika deskriptif untuk menentukan nilai minimum, maksimum, rata-rata dan nilai standar deviasi.
2. Melakukan uji multikolinearitas.
3. Melakukan uji heterogenitas spasial.
4. Melakukan perhitungan jarak *euclidean*.
5. Penentuan nilai *bandwidth* optimal menggunakan metode *Cross Validation*.
6. Melakukan perhitungan matriks pembobot
7. Melakukan penaksiran parameter dari model GWR.
8. Melakukan uji signifikansi parameter model GWR.
9. Menentukan model terbaik berdasarkan nilai AIC.
10. Menarik kesimpulan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari *website* resmi BPS Provinsi Kalimantan Barat. Lokasi dalam penelitian ini merupakan kabupaten/kota di Kalimantan Barat antara lain Kabupaten Sambas (1), Kabupaten Bengkayang (2), Kabupaten Landak (3), Kabupaten Mempawah (4), Kabupaten Sanggau (5), Kabupaten Ketapang (6), Kabupaten Sintang (7), Kabupaten Kapuas Hulu (8), Kabupaten Sekadau (9), Kabupaten Melawi (10), Kabupaten Kayong Utara (11), Kabupaten Kubu Raya (12), Kota Pontianak (13) dan Kota Singkawang (14). Gambaran mengenai variabel yang digunakan dapat dilihat statistika deskriptif pada Tabel 2.

Tabel 2. Analisis Statistika Deskriptif

| Variabel | Minimum | Maksimum | Rata-Rata | Standar Deviasi |
|-------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------------|
| Angka Partisipasi Sekolah (Y) | 56,400 | 79,380 | 68,950 | 7,191 |
| Jumlah Sekolah (X_1) | 13,000 | 68,000 | 32,786 | 15,783 |
| Jumlah Guru (X_2) | 261,000 | 1180,000 | 580,000 | 258,888 |
| Rasio Siswa Terhadap Guru (X_3) | 14,203 | 19,083 | 16,014 | 1,544 |
| Tingkat kemiskinan (X_4) | 10,520 | 49,920 | 25,017 | 12,149 |
| PDRB Per Kapita (X_5) | 15580,000 | 39053,000 | 25205,570 | 6704,788 |

Setelah dilakukan statistika deskriptif perlu dilakukan pengujian multikolinieritas untuk memenuhi asumsi bahwa antar variabel prediktor tidak saling berkorelasi satu sama lain dengan menggunakan persamaan (2) untuk memperoleh nilai VIF. Hasil nilai VIF pada setiap variabel prediktor terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian Multikolinearitas

| Variabel Prediktor | Nilai VIF | Keterangan |
|--------------------|-----------|---------------------------------|
| X_1 | 7,486039 | Tidak terjadi multikolinearitas |
| X_2 | 8,987435 | Tidak terjadi multikolinearitas |
| X_3 | 1,133364 | Tidak terjadi multikolinearitas |
| X_4 | 1,663057 | Tidak terjadi multikolinearitas |
| X_5 | 1,700821 | Tidak terjadi multikolinearitas |

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai VIF pada setiap variabel prediktor < 10 yang berarti bahwa tidak ada variabel prediktor yang saling berkorelasi dengan variabel prediktor lainnya. Sehingga dapat disimpulkan tidak terjadi multikolinieritas dan variabel tersebut dapat digunakan untuk memodelkan APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C dengan GWR.

Setelah dilakukan uji multiolinieritas selanjutnya dilakukan uji heterogenitas spaial. Dalam pemodelan GWR perlu dilakukan uji heterogenitas spasial untuk memastikan apakah setiap lokasi pengamatan memiliki ciri khas atau keistimewaan tersendiri. Uji heterogenitas spasial pada penelitian ini menggunakan uji Breusch-Pagan sesuai dengan persamaan (3). Hasil pengujian menggunakan *software* R dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0,04624. Sehingga diperoleh bahwa nilai *p-value* $< \alpha$. Dapat disimpulkan terjadi heterogenitas spasial yang berarti terdapat variasi dalam hubungan antar lokasi pada APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kalimantan Barat tahun 2022.

Pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR) dapat dilakukan setelah memenuhi asumsi bahwa tidak terdapat multikolinieritas pada setiap variabel prediktornya dan terjadi heterogenitas spasial. Langkah pemodelan GWR menentukan jarak *euclidean* terlebih dahulu untuk sebelum menghitung matriks pembobotan. Perhitungan jarak *euclidean* memerlukan koordinat setiap kabupaten/kota di Kalimantan Barat. Pada penelitian ini, posisi geografis setiap kabupaten/kota diwakili oleh koordinat lintang dan bujur. Berdasarkan koordinat yang digunakan maka perhitungan jarak *euclidean* untuk setiap kabupaten/kota di Kalimantan Barat pada Tabel 4 dengan menggunakan persamaan (4).

Tabel 4. Jarak Euclidean

| Kab/Kota | 1 | 2 | ... | 14 |
|----------|-----------|-----------|-----|-----------|
| 1 | 0 | 0,5657802 | ... | 0,5573801 |
| 2 | 0,5657802 | 0 | ... | 0,5008625 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 14 | 0,5573801 | 0,5008625 | ... | 0 |

Berdasarkan Tabel 4 terlihat bahwa semakin jauh jarak antara lokasi antar daerah, maka jarak *euclidean* juga semakin besar. Jarak antara sebuah kabupaten/kota dengan dirinya sendiri adalah nol.

Dalam analisis regresi yang mempertimbangkan bobot lokasi sangat penting untuk menentukan *bandwidth* optimal. Pemilihan *bandwidth* yang optimal didasarkan pada nilai CV yang paling kecil (minimum). Tabel 5 menampilkan ringkasan nilai *bandwidth* optimal dari model GWR untuk setiap fungsi pembobot.

Tabel 5. *Bandwidth* optimal

| Fungsi Pembobot | <i>Bandwidth</i> | <i>Cross Validation</i> |
|---------------------------------|------------------|-------------------------|
| <i>Kernel Fixed Gaussian</i> | 3,3674050 | 1590,732 |
| <i>Kernel Fixed Bisquare</i> | 5,0010380 | 1660,466 |
| <i>Kernel Fixed Tricube</i> | 5,0010200 | 1718,068 |
| <i>Kernel Adaptive Gaussian</i> | 0,6428766 | 1417,324 |
| <i>Kernel Adaptive Bisquare</i> | 0,6019326 | 3756,049 |
| <i>Kernel Adaptive Tricube</i> | 0,6198391 | 3746,808 |

Setelah didapat nilai jarak *euclidean* dan *bandwidth* optimal maka selanjutnya dilakukan perhitungan matriks pembobot. Sebagai contoh nilai pembobot untuk setiap kabupaten/kota di Kalimantan Barat yang menggunakan fungsi pembobot *kernel fixed gaussian* sebagai berikut.

$$W_{fixed\ gaussian} = \begin{bmatrix} 0 & 0,0969273 & \dots & 0,0969676 \\ 0,0863501 & 0 & \dots & 0,0866142 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,0950016 & 0,0952525 & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

Penaksir parameter dilakukan setelah penentuan jarak *euclidean* dan penentuan *bandwidth* optimal pada setiap pembobot. Penaksiran parameter model GWR menggunakan metode WLS pada masing-masing kabupaten/kota. Penaksir parameter pada model GWR merupakan taksiran parameter secara lokal di mana nilai parameter tiap lokasi memiliki nilai yang berbeda. Hasil penaksiran parameter model GWR menunjukkan keberagaman di berbagai lokasi yang mengindikasikan bahwa hubungan antara variabel respon dan prediktor tidak konstan secara spasial. Hal ini menyatakan pengaruh lokasi geografis memiliki karakteristik unik yang mempengaruhi model. Nilai parameter yang ditaksir untuk setiap lokasi dengan masing-masing pembobot menggambarkan hubungan yang lebih mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi model.

Selanjutnya parameter model GWR pada setiap fungsi pembobot diuji secara parsial menggunakan nilai α sebesar 5% (0,05). Pengujian ini dilakukan dengan melihat nilai t_{hitung} di setiap lokasi pengamatan dengan perolehan nilai $t_{tabel} = t_{(\frac{0,05}{2};8)} = 2,306$.

Kriteria pengujiannya adalah nilai $t_{hitung} > t_{tabel}$ yang berarti terdapat pengaruh antara variabel prediktor dan variabel responnya. Hasil pengujian parameter model GWR berdasarkan variabel yang signifikan di setiap kabupaten/kota di Kalimantan Barat yaitu pada pembobot *kernel fixed gaussian*, *kernel fixed bisquare* dan *kernel fixed tricube* tidak terdapat variabel yang signifikan. Sedangkan pada pembobot *kernel adaptive gaussian* terdapat satu variabel signifikan pada satu lokasi. Untuk *kernel adaptive bisquare* dan *kernel adaptive tricube* terdapat variasi dari variabel signifikan di setiap lokasi meskipun tidak semua lokasinya terindikasi oleh variabel yang signifikan.

Model GWR yang terbentuk dari masing-masing fungsi pembobot berbeda-beda untuk setiap kabupaten/kota yang terdapat pada Tabel 6.

Tabel 6. Model GWR

| Kab/Kota | Model GWR |
|---------------------------------|---|
| Kernel Fixed Gaussian | |
| 1 | $\hat{Y}_1 = 82,669390 - 0,393720X_{1;1} + 0,038858X_{1;2} - 0,775156X_{1;3} - 0,317211X_{1;4} - 0,000108X_{1;5}$ |
| ⋮ | ⋮ |
| 14 | $\hat{Y}_{14} = 82,763180 - 0,393274X_{14;1} + 0,038478X_{14;2} - 0,785447X_{14;3} - 0,309556X_{14;4} - 0,000102X_{14;5}$ |
| Kernel Fixed Bisquare | |
| 1 | $\hat{Y}_1 = 87,187900 - 0,391887X_{1;1} + 0,039637X_{1;2} - 0,907182X_{1;3} - 0,320824X_{1;4} - 0,000208X_{1;5}$ |
| ⋮ | ⋮ |
| 14 | $\hat{Y}_{14} = 87,547500 - 0,392837X_{14;1} + 0,038680X_{14;2} - 0,952788X_{14;3} - 0,296754X_{14;4} - 0,000187X_{14;5}$ |
| Kernel Fixed Tricube | |
| 1 | $\hat{Y}_1 = 86,975990 - 0,398065X_{1;1} + 0,040347X_{1;2} - 0,900629X_{1;3} - 0,327002X_{1;4} - 0,000211X_{1;5}$ |
| ⋮ | ⋮ |
| 14 | $\hat{Y}_{14} = 87,306510 - 0,398868X_{14;1} + 0,039270X_{14;2} - 0,954443X_{14;3} - 0,299420X_{14;4} - 0,000186X_{14;5}$ |
| Kernel Adaptive Gaussian | |

| | |
|---------------------------------|--|
| 1 | $Y_1 = 87,676470 - 0,386507X_{1;1} + 0,039061X_{1;2} - 0,925256X_{1;3}$ $- 0,314648X_{1;4} - 0,000210X_{1;5}$ |
| ⋮ | ⋮ |
| 14 | $Y_{14} = 87,851880 - 0,388266X_{14;1} + 0,038251X_{14;2} - 0,957427X_{14;3}$ $- 0,293766X_{14;4} - 0,000191X_{14;5}$ |
| Kernel Adaptive Bisquare | |
| 1 | $\hat{Y}_1 = 52,564920 + 0,317230X_{1;1} - 0,002735X_{1;2} + 1,421118X_{1;3}$ $- 0,537761X_{1;4} + 0,000105X_{1;5}$ |
| ⋮ | ⋮ |
| 14 | $\hat{Y}_{14} = 56,493730 - 0,007102X_{14;1} + 0,009770X_{14;2} + 1,119211X_{14;3}$ $- 0,389404X_{14;4} + 0,000102X_{14;5}$ |
| Kernel Adaptive Tricube | |
| 1 | $Y_1 = 52,982770 + 0,315836X_{1;1} - 0,002730X_{1;2} + 1,383073X_{1;3}$ $- 0,525316X_{1;4} + 0,000105X_{1;5}$ |
| ⋮ | ⋮ |
| 14 | $Y_{14} = 56,517940 - 0,024976X_{14;1} + 0,010955X_{14;2} + 1,125584X_{14;3}$ $- 0,382560X_{14;4} + 0,000084X_{14;5}$ |

Interpretasi dari Tabel 6 pada salah satu model GWR di Kabupaten Sambas pada pembobot *kernel adaptive gaussian* diartikan jika persentase jumlah sekolah (X_1) meningkat sebanyak 1% maka APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kabupaten Sambas mengalami penurunan sebesar 0,393720 dengan syarat variabel prediktor yang lain tetap. Jika persentase jumlah guru (X_2) meningkat sebanyak 1% maka APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kabupaten Sambas mengalami peningkatan sebesar 0,038858 dengan syarat variabel yang lain harus tetap. Jika rasio siswa terhadap guru (X_3) meningkat sebanyak 1% maka APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kabupaten Sambas mengalami penurunan sebesar 0,775156 dengan syarat variabel yang lain tetap. Jika persentase tingkat kemiskinan (X_4) meningkat sebanyak 1% maka APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kabupaten Sambas mengalami penurunan sebesar 0,317211 dengan syarat variabel yang lain tetap. Jika PDRB per kapita (X_5) meningkat sebanyak 1% maka APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kabupaten Sambas mengalami penurunan sebesar 0,000108 dengan syarat variabel yang lain tetap.

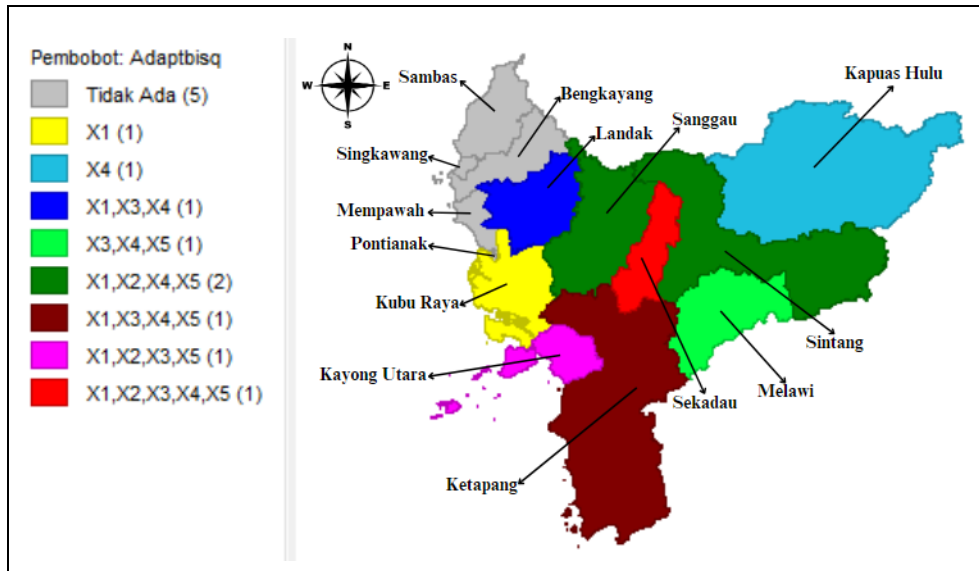
Pemilihan model terbaik dengan fungsi pembobot yang berbeda dilakukan dengan menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) pada setiap model GWR. Model GWR dengan pembobot terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC paling kecil. Pada Tabel 7 menampilkan nilai AIC pada masing-masing pembobot.

Tabel 7. Nilai AIC Model GWR

| Model GWR | Nilai AIC |
|--|------------------|
| <i>Kernel Fixed Gaussian</i> | 91,26186 |
| <i>Kernel Fixed Bisquare</i> | 90,53664 |
| <i>Kernel Fixed Tricube</i> | 91,75099 |
| <i>Kernel Adaptive Gaussian</i> | 87,23527 |
| <i>Kernel Adaptive Bisquare</i> | 41,51820 |
| <i>Kernel Adaptive Tricube</i> | 45,10571 |

Pada Tabel 7 terlihat bahwa nilai AIC terkecil terdapat pada model GWR yang menggunakan fungsi pembobot *kernel adaptive bisquare*. Sehingga dapat disimpulkan model terbaik adalah model dengan fungsi pembobot *kernel adaptive bisquare* yang paling unggul untuk memodelkan Angka Partisipasi Sekolah di Kalimantan Barat tahun 2022 dibandingkan dengan fungsi pembobot yang lain pada setiap model GWR.

Berdasarkan penentuan model terbaik berdasarkan nilai AIC menunjukkan bahwa model GWR dengan pembobot *kernel adaptive bisquare* merupakan model terbaik. Model ini secara efektif menangkap variasi spasial dalam hubungan antara variabel respon dan prediktor menghasilkan estimasi parameter yang lebih akurat dan signifikan di berbagai lokasi. Pada pembobot *kernel adaptive bisquare* signifikansi variabel di setiap lokasi cukup beragam dan terdapat sembilan kelompok lokasi berdasarkan uji signifikansi parameternya. Persebaran APS berdasarkan kelompok variabel yang signifikan dengan pembobot *kernel adaptive bisquare* pada Gambar 1 untuk setiap kabupaten/kota.



Gambar 1. Persebaran Variabel Signifikan Pembobot Kernel Adaptive Bisquare

Gambar 1 merupakan persebaran variabel signifikan dengan pembobot *kernel adaptive bisquare* yang menunjukkan distribusi variabel signifikan pada Tabel 6 di setiap kabupaten/kota. Warna pada setiap kabupaten/kota mengindikasikan kekuatan dan arah hubungan antar variabel prediktor terhadap APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C.

Model GWR dengan pembobot *kernel adaptive bisquare* pada setiap kabupaten/kota dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Model Terbaik GWR

| Kab/Kota | Model |
|----------|--|
| 1 | $\hat{Y}_1 = 52,564920 + 0,317230X_{1;1} - 0,002735X_{1;2} + 1,421118X_{1;3} - 0,537761X_{1;4} + 0,000105X_{1;5}$ |
| 2 | $\hat{Y}_2 = 59,391030 + 0,095027X_{2;1} + 0,006365X_{2;2} + 0,963065X_{2;3} - 0,394402X_{2;4} + 0,000052X_{2;5}$ |
| 3 | $\hat{Y}_3 = 122,291290 - 0,656273X_{3;1} + 0,024210X_{3;2} - 3,806539X_{3;3} + 0,830650X_{3;4} + 0,000063X_{3;5}$ |
| 4 | $\hat{Y}_4 = 61,118730 - 0,152053X_{4;1} + 0,011117X_{4;2} + 0,611968X_{4;3} - 0,124991X_{4;4} + 0,000172X_{4;5}$ |
| 5 | $\hat{Y}_5 = 87,767900 - 0,573410X_{5;1} + 0,105284X_{5;2} + 0,915192X_{5;3} - 1,099046X_{5;4} - 0,002075X_{5;5}$ |
| 6 | $\hat{Y}_6 = 105,954730 - 0,440845X_{6;1} + 0,015266X_{6;2} - 3,630165X_{6;3} - 0,392528X_{6;4} + 0,001303X_{6;5}$ |
| 7 | $\hat{Y}_7 = 84,608150 - 3,598052X_{7;1} + 0,409227X_{7;2} + 1,391577X_{7;3} - 3,109658X_{7;4} - 0,002838X_{7;5}$ |

| | |
|----|--|
| 8 | $\hat{Y}_8 = 124,434330 + 2,574306X_{8;1} - 0,011498X_{8;2} - 3,336726X_{8;3} - 2,201801X_{8;4} - 0,001051X_{8;5}$ |
| 9 | $\hat{Y}_9 = 74,886630 - 2,852850X_{9;1} + 0,327262X_{9;2} + 1,908461X_{9;3} - 2,473075X_{9;4} - 0,002671X_{9;5}$ |
| 10 | $\hat{Y}_{10} = 150,241470 + 2,208480X_{10;1} - 0,130907X_{10;2} - 6,882318X_{10;3} - 0,773050X_{10;4} + 0,001854X_{10;5}$ |
| 11 | $\hat{Y}_{11} = 128,049390 - 0,649688X_{11;1} + 0,060131X_{11;2} - 2,695118X_{11;3} + 0,023764X_{11;4} - 0,001034X_{11;5}$ |
| 12 | $\hat{Y}_{12} = 128,062120 - 0,640958X_{12;1} + 0,035016X_{12;2} - 3,745917X_{12;3} + 0,604624X_{12;4} - 0,000283X_{12;5}$ |
| 13 | $\hat{Y}_{13} = 100,047290 - 0,474563X_{13;1} + 0,011784X_{13;2} - 2,376108X_{13;3} + 0,652017X_{13;4} + 0,000290X_{13;5}$ |
| 14 | $\hat{Y}_{14} = 56,493730 - 0,007102X_{14;1} + 0,009770X_{14;2} + 1,119211X_{14;3} - 0,389404X_{14;4} + 0,000102X_{14;5}$ |

Pada Tabel 8 menampilkan model terbaik GWR untuk setiap kabupaten/kota yang menggambarkan variasi koefisien regresi di setiap wilayah sehingga mencerminkan ketergantungan lokal dari variabel respon terhadap variabel-variabel prediktor. Setiap baris dalam tabel ini menunjukkan persamaan regresi yang dihasilkan untuk masing-masing kabupaten/kota dengan koefisien yang berbeda-beda untuk variabel prediktor seperti jumlah sekolah (X_1), jumlah guru (X_2), rasio siswa terhadap guru (X_3), tingkat kemiskinan (X_4) dan PDRB per kapita (X_5). Model ini menunjukkan bagaimana pengaruh dari setiap variabel prediktor bervariasi secara spasial pada masing-masing wilayah.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis hasil dan pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian ini menunjukkan bahwa pemodelan GWR pada APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C memiliki nilai dan karakteristik yang berbeda untuk masing-masing kabupaten/kota di Kalimantan Barat. Model GWR terbaik pada penelitian ini adalah model dengan pembobot *kernel adaptive bisquare* karena memiliki nilai AIC paling kecil dibandingkan dengan pembobot lain yang digunakan. Faktor-faktor yang mempengaruhi APS tingkat SMA/SMK/MA/Paket C di Kalimantan Barat tahun 2022 pada model GWR dengan fungsi pembobot *kernel adaptive bisquare* adalah variabel jumlah sekolah (X_1), jumlah guru (X_2), rasio siswa terhadap guru (X_3), tingkat kemiskinan (X_4) serta PDRB per kapita (X_5) dengan nilai koefisien determinasi sebesar 99,07% dan 0,93% lainnya dipengaruhi oleh variabel lain yang tidak terdapat dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Ananda, N. M. S., Suyitno, S., & Siringoringo, M. (2023). Geographically Weighted Panel Regression Modelling of Human Development Index Data in East Kalimantan Province in 2017-2020. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 19(2), 323–341. <https://doi.org/10.20956/j.v19i2.23775>
- Astuti, P., Debataraja, N. N., & Sulistianingsih, E. (2018). Analisis Kemiskinan dengan Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) di Provinsi Nusa Tenggara Timur. *Buletin Ilmiah Matematika Statistika Dan Terapannya*, 7(3), 169–176.
- Azizah, A. H., Nurjannah, N., Fernandes, A. A. R., & Hamdan, R. (2023). Geographically Weighted Panel Logistic Regression Semiparametric Modeling on Poverty Problem. *Media Statistika*, 16(1), 47–58. 8
- BPS. (2023). *Indikator Kesejahteraan Rakyat Provinsi Kalimantan Barat 2023*.
- BPS. (2023). *Provinsi Kalimantan Barat dalam Angka 2023*.

- Fitriatusakiah, F., Jaya, A. K., & Talangko, L. P. (2021). Pemodelan Semiparametrik Geographical Weighted Logistic Regression pada Data Kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2017. *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, 2(2), 105–114. <https://doi.org/10.20956/ejsa.v2i2.11309>
- Hapsery, A., & Trishnanti, D. (2021). Aplikasi Geographically Weighted Regression (GWR) Untuk Pemetaan Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Aktivitas Literasi Membaca Di Indonesia. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Matematika*, 05(02), 80–91.
- Ikhsanudin, M. R., & Pasaribu, E. (2023). Modeling the Percentage of Poor Population in Java Island using Geographically Weighted Regression Approach. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 20(1), 229–244. <https://doi.org/10.20956/j.v20i1.27804>
- Itasari, E. R. (2022). Tantangan Dan Kesempatan Pemenuhan Hak Pendidikan Dasar Dan Menengah Di Kawasan Perbatasan Negara Di Provinsi Kalimantan Barat. *Jurnal Komunikasi Hukum (JKH)*, 8(1), 493–508. <https://doi.org/10.23887/jkh.v8i1.47951>
- Novaldi, J., & Puspongoro, N. H. (2024). Penerapan geographically weighted regression (GWR) dalam menganalisis kemiskinan di Pulau Jawa tahun 2022. *Majalah Ilmiah Matematika Dan Statistika*, 24(1), 61. <https://doi.org/10.19184/mims.v24i1.42717>
- Rahmadeni, Samsinar, & Desvina, A. P. (2020). Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Angka Partisipasi Sekolah Di Provinsi Riau Menggunakan Model Spatial Autoregressive. *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi Dan Industri (SNTIKI) 12, SNTIKI*, 2579–5406.
- Suharlina, H. (2020). Pengaruh Investasi , Pengangguran , Pendidikan dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Kemiskinan Serta Hubungannya dengan Kesejahteraan Masyarakat Kabupaten / Kota di Provinsi Kalimantan Barat. *Prosiding Seminar Akademik Tahunan Ilmu Ekonomi Dan Studi Pembangunan 2020*, 56–72.
- Ulfie Safitri, & Amaliana, L. (2021). Model Geographically Weighted Regression dengan Fungsi Pembobot Adaptive dan Fixed Kernel pada Kasus Kematian Ibu di Jawa Timur. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 5(2), 208–220. <https://doi.org/10.21009/jsa.05209>
- Virdam, F., & Ariani, M. B. N. (2023). Analisis Faktor-Faktor yang mempengaruhi Angka Partisipasi Sekolah pada Provinsi di Pulau Sulawesi. *Jurnal of Development Economic and Digitalization*, 2(1), 20–35.
- Wardhani, Q. S., Handajani, S. S., & Susanto, I. (2022). Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan masyarakat Provinsi Jawa Timur dengan Metode Geographically Weighted Logistic Regression. *Jurnal Aplikasi Statistika Dan Komputasi*, 14(2), 1–12. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v14i2.333>