

# Implementasi Statistika *Spatial Autoregressive Moving Average* dalam Pelacakan Hubungan Spasial Antara Faktor Sosial Budaya dan Kejadian Kriminalitas

Reski Wahyu Yanti<sup>1\*</sup>, Darma Ekawati<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Statistika, Universitas Sulawesi Barat, Majene 91412, Indonesia

<sup>2</sup> Program Studi Aktuaria, Universitas Sulawesi Barat, Majene 91412, Indonesia

Corresponding Email\*: reskiwahyuyanti@unsulbar.ac.id

## Abstrak

Tingginya tingkat kriminalitas dapat berdampak pada stabilitas sosial, kualitas hidup masyarakat, serta perkembangan ekonomi di suatu wilayah. Untuk itu, penting untuk mengkaji faktor-faktor sosial budaya yang memengaruhi tingkat kriminalitas agar dapat memberikan wawasan baru untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Hubungan antara faktor-faktor ini dengan kriminalitas seringkali tidak bersifat linier dan dapat dipengaruhi oleh efek spasial, sehingga dibutuhkan metode yang mempertimbangkan efek spasial seperti *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA). SARMA tidak hanya mampu menangkap pola autokorelasi spasial, tetapi juga dapat mengidentifikasi pengaruh saling ketergantungan antarwilayah dalam waktu tertentu. Hasil uji *Likelihood Ratio* (LR) terhadap model memberikan nilai LR sebesar 12.031 dengan *p-value* sebesar 0.00244, mengindikasikan bahwa model spasial secara signifikan lebih baik dibandingkan model biasa pada batas signifikansi 5%. Analisis yang dilakukan menghasilkan temuan bahwa, faktor-faktor yang signifikan ada 4 variabel, yaitu tingkat kepadatan penduduk, tingkat pengangguran, jumlah tempat ibadah, dan rata-rata lama sekolah. Selanjutnya, hasil analisis autokorelasi spasial menggunakan LISA membuktikan keberadaan tiga kabupaten/kota yang teridentifikasi adanya autokorelasi spasial pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini berarti bahwa kabupaten Bone, kabupaten Maros, dan kabupaten Pangkajene Kepulauan memberikan dampak yang lebih besar terhadap wilayah di sekelilingnya.

**Kata Kunci:** Kriminalitas, SARMA, Uji Lagrange Multiplier

## Abstract

High crime rates can have an impact on social stability, quality of life, and economic development in a region. Therefore, it is important to know the socio-cultural factors that influence crime rates in order to provide new insights to support data-based decision making. The relationship between these factors and crime is often non-linear and can be influenced by spatial effects, so a method is needed that considers spatial effects such as the *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA). SARMA is not only able to capture spatial autocorrelation patterns, but can also identify the influence of interdependence between regions over a certain period of time. Furthermore, the Lagrange multiplier test is used to see the presence of spatial autocorrelation specifically. From the results of the analysis carried out, there are 4 significant factors, namely population density, unemployment rate, number of places of worship, and average length of schooling. In addition, the LISA-based spatial autocorrelation analysis results reveal that three districts/cities exhibit significant spatial autocorrelation at the 0.05 significance level. This indicates that Bone Regency, Maros Regency, and Pangkajene Kepulauan Regency have a more significant influence on the surrounding areas.

**Keywords:** Crime, SARMA, Lagrange Multiplier Test

Received :09-12-2024 Revised :30-04-2025 Accepted :30-04-2025 Published :10-05-2025

## 1. Pendahuluan

Kriminalitas merupakan salah satu isu utama yang dihadapi oleh masyarakat modern di berbagai daerah, termasuk di Provinsi Sulawesi Selatan. Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Selatan memaparkan bahwa selama periode tahun 2021–2023 jumlah kejadian kriminalitas atau tindak kejahatan di Sulawesi Selatan cenderung mengalami peningkatan [1]. Tingkat kejadian kriminalitas yang tinggi dapat memengaruhi stabilitas sosial, kualitas hidup masyarakat, dan pembangunan ekonomi suatu wilayah. Faktor sosial budaya, seperti tingkat pendidikan, tingkat kemiskinan, pengangguran, indeks

literasi masyarakat, agama, dan faktor sosial budaya lainnya sering kali dikaitkan dengan tingkat kejadian kriminalitas di suatu daerah. Namun, hubungan antara faktor-faktor ini dengan kriminalitas seringkali tidak bersifat linier dan dapat dipengaruhi oleh efek spasial, yaitu pola interaksi dan keterkaitan antarwilayah. Tingkat kejadian kriminal bisa dipengaruhi oleh faktor keterkaitan antarwilayah, baik karena letak geografis yang berdekatan maupun karena adanya kesamaan dalam karakteristik wilayah tersebut [2].

Studi yang dilakukan Desinta [3] melalui penerapan metode regresi data panel menunjukkan bahwa tingkat kriminalitas di Jawa Barat ditentukan oleh sejumlah faktor, yaitu persentase penduduk miskin, PDRB per kapita berdasarkan harga konstan, indeks pembangunan manusia, serta jumlah penduduk. Penelitian serupa dilakukan oleh Ditya [4] melalui penggunaan metode regresi dengan pembobotan spasial, yang menunjukkan bahwa tingkat pengangguran terbuka, tingkat partisipasi sekolah usia 13–15 tahun, serta pengeluaran rata-rata per individu memiliki pengaruh penting terhadap tingkat kejahatan di Provinsi Sumatera Barat. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh Zhou [5] juga menunjukkan bahwa pengaruh spasial memiliki dampak yang signifikan terhadap tingkat kriminalitas di pusat kota London.

Regresi spasial merupakan salah satu teknik yang paling tepat dan efektif untuk menganalisis berbagai faktor yang memengaruhi tingkat kriminalitas di Sulawesi Selatan. Metode statistik klasik memiliki keterbatasan dalam menangkap pola spasial yang kompleks. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan regresi spasial, seperti *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA) untuk digunakan dalam analisis hubungan spasial ini. SARMA tidak hanya mampu menangkap pola autokorelasi spasial, tetapi juga dapat mengidentifikasi pengaruh saling ketergantungan antarwilayah dalam waktu tertentu. Sebuah penelitian dari konferensi di Paris menjelaskan penerapan indeks Moran untuk menganalisis autokorelasi spasial serta penggunaan model *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA) untuk menganalisis keterkaitan spasial antarwilayah [6].

Implementasi metode SARMA dalam studi sosial budaya dan kriminalitas memberikan peluang untuk memahami pola distribusi kejahatan secara lebih akurat. Analisis ini penting bagi pengambil kebijakan untuk merancang intervensi berbasis bukti yang efektif dalam menekan angka kriminalitas, sekaligus mengatasi faktor-faktor sosial budaya yang mendasarinya. Kajian ini memiliki tujuan untuk menemukan faktor-faktor sosial budaya yang memengaruhi tingkat kriminalitas di Provinsi Sulawesi Selatan dengan mempertimbangkan efek spasialnya, serta memberikan wawasan baru dalam bidang statistika spasial yang mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Melalui pendekatan tersebut, diharapkan hasil penelitian berpotensi memberikan sumbangan berarti dalam menganalisis dinamika spasial dari fenomena kriminalitas, sehingga kebijakan yang diterapkan dapat lebih terfokus dan berkelanjutan.

## 2. Landasan Teori

### 2.1 Regresi Spasial

Regresi spasial merujuk pada teknik analisis yang dilakukan untuk mengukur hubungan antar variabel dengan mempertimbangkan pengaruh lokasi atau faktor spasial. Metode regresi spasial merupakan pengembangan dari regresi linier klasik (regresi linier berganda), yang memperhitungkan terdapat efek lokasi atau faktor spasial terhadap data yang diolah. [7].

Menurut LeSage [8], model standar dalam regresi spasial dapat dirumuskan seperti berikut ini:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \quad (1)$$

$$\mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon}^2 \mathbf{I}_n) \quad (2)$$

dengan:

- $\mathbf{y}$ : vektor variabel respon berukuran  $n \times 1$
- $\rho$ : koefisien parameter spasial lag

- $W$ : matriks pembobot spasial dengan dimensi  $n \times n$
- $X$ : matriks variable prediktor berukuran  $n \times (p + 1)$
- $\beta$ : vektor koefisien regresi yang memiliki dimensi  $(p + 1) \times 1$
- $\lambda$ : koefisien parameter pada model *error* spasial
- $u$ : vektor *error* dengan pengaruh spasial berukuran  $n \times 1$
- $\varepsilon$ : vektor *error* dengan ukuran  $n \times 1$

## 2.2 Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA)

Jika  $\rho \neq 0$  dan  $\lambda \neq 0$  disebut *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA) dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$y = \rho W y + X \beta + u \quad (3)$$

$$u = \lambda W u + \varepsilon \quad (4)$$

Menurut Anselin [9], SARMA adalah model regresi spasial yang mengintegrasikan model SAR dan SEM. Jika pada variabel dependen terdapat dependensi lag dan dependensi error maka pemodelan yang tepat menggunakan SARMA.

## 2.3 Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas dilakukan untuk memastikan bahwa tidak ada masalah multikolinearitas antara variabel independen dalam model. Gejala multikolinearitas ditandai dengan adanya korelasi yang tinggi antara variabel-variabel independen. Hal ini dapat diidentifikasi melalui korelasi yang kuat dan signifikan antar variabel independen dalam analisis. [10].

Pendekatan statistik yang umum digunakan untuk menguji keberadaan multikolinearitas salah satunya adalah *Variance Inflation Factor* (VIF). Pada umumnya, jika nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) lebih besar dari 10, itu menandakan adanya multikolinearitas antara variabel prediktor. Rumus untuk menghitung VIF [11].

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad j = 1, \dots, p \quad (5)$$

Keterangan:

$VIF$  : *Variance Inflation Factor*

$p$  : jumlah variabel prediktor

## 2.4 Uji Kenormalan Residual

Metode uji kenormalan bertujuan untuk memeriksa apakah residual berdistribusi normal. Untuk menilai normalitas residual, salah satu pendekatannya adalah dengan menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov [12]. Statistik uji untuk Kolmogorov-Smirnov dapat dijelaskan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D = \max_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (6)$$

Keterangan:

- $D$  : jarak vertikal terjauh
- $F_n(x)$  : distribusi frekuensi kumulatif empiris atau data yang sedang diuji
- $F_0(x)$  : distribusi frekuensi kumulatif teoritis yang dinyatakan dalam hipotesis nol

Kriteria pengujian:

- Jika  $D < D_\alpha$  atau  $p\text{-value} > \alpha$  maka terima  $H_0$
- Jika  $D > D_\alpha$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  maka tolak  $H_0$

### 2.5 Uji Homoskedastisitas

Salah satu asumsi utama yang perlu diperhatikan dalam model statistik adalah bahwa varians dari kesalahan (*error*) harus tetap atau konstan, yang dikenal sebagai homoskedastisitas [12]. Sebuah metode untuk menguji apakah ada heteroskedastisitas dalam regresi adalah dengan menggunakan uji Breusch-Pagan.

Hipotesis:

- $H_0$  :  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (homoskedastisitas)
- $H_1$  : paling sedikit ada satu  $\sigma_1^2 \neq \sigma^2$  (heteroskedastisitas)

Statistik uji:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \tag{7}$$

Pengambilan keputusan:

Tolak  $H_0$  jika nilai  $BP > \chi_{(\alpha, p-1)}^2$ , Tolak  $H_0$  jika nilai  $BP > \chi_{(\alpha, p-1)}^2$  atau  $p\text{-value} < 0,05$ ,  $p$  merujuk pada jumlah parameter dalam regresi.

### 2.6 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial atau matriks  $W$  adalah matriks berukuran  $n \times n$  yang menggambarkan keterkaitan atau kedekatan antar wilayah atau titik pengamatan. Untuk setiap lokasi unit pengamatan ke- $i$ , elemen matriks  $w_{ij}$  menunjukkan lokasi  $j$  mana saja yang dapat mempengaruhi variabel di lokasi  $i$  [8]. Semakin kecil jarak antara dua lokasi, semakin besar nilai  $w_{ij}$ . Sebaliknya, semakin besar jarak antara dua lokasi, semakin kecil nilai  $w_{ij}$ . Semua elemen pada diagonal  $w_{ij}$  bernilai 0, karena dianggap bahwa suatu lokasi tidak memiliki pengaruh terhadap dirinya sendiri [13]. Secara umum bentuk matriks  $W$  sebagai berikut:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{11} & \dots & W_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{n1} & \dots & W_{nn} \end{bmatrix}$$

Keterangan:

- $w_{ij}$  : mendefinisikan bobot antara daerah ke- $i$  dan ke- $j$
- $i$  : 1,2... $n$
- $j$  : 1,2... $n$

Terdapat berbagai metode untuk menentukan bobot, di antaranya bobot kedekatan, bobot jarak, dan jenis bobot lainnya [13].

### 2.7 Matriks Pembobot Jarak

Pada prinsipnya, bobot spasial antara dua lokasi ditentukan oleh jarak di antara keduanya. Semakin dekat kedua lokasi tersebut, semakin tinggi bobot yang diberikan. Jarak antara lokasi  $i$  dan lokasi  $j$  secara umum didefinisikan dengan jarak Euclidean. Untuk memperoleh jarak Euclidean, dapat digunakan rumus berikut [14].

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (8)$$

Keterangan:

- $u_i$  : koordinat *latitude* atau garis lintang pada lokasi ke- $i$
- $u_j$  : koordinat *latitude* atau garis lintang pada lokasi ke- $j$
- $v_i$  : koordinat *longitude* atau garis bujur pada lokasi ke- $i$
- $v_j$  : koordinat *longitude* atau garis bujur pada lokasi ke- $j$

Matriks pembobot jarak terdiri dari *K-Nearest Neighbor* (KNN), jarak radial, jarak invers, jarak eksponensial, dan bobot jarak ganda. Pada penelitian ini menggunakan matriks pembobot *K-Nearest Neighbor* [13]. Konsep dasar dari algoritma *K-Nearest Neighbors* adalah menentukan jarak terpendek antara titik dengan  $K$  titik terdekat. Penghitungan jarak dilakukan dengan konsep *Euclidean* [15]. Dengan pendekatan *K-Nearest Neighbor*, matriks bobot spasial  $W$  dibentuk untuk mencari jumlah tetangga yang optimal, dengan tujuan memilih nilai *Moran's I* yang paling berpengaruh secara spasial dan meminimalkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Proses pembentukan matriks bobot spasial  $W$  menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dilakukan melalui tahapan-tahapan berikut:

1. Melakukan kalkulasi jarak *euclidean* antara lokasi  $i$  dan  $j$ .
2. Menyortir jarak yang telah dihitung.
3. Menetapkan  $K$  lokasi dengan jarak terdekat sebagai nilai optimal.

Penentuan nilai  $K$  awal didasarkan pada nilai statistik *moran's I*, yang diperoleh melalui proses iterasi. Nilai  $K$  terpilih berdasarkan nilai *moran I* terbesar [16].

### 2.8 Local Indicator of Spatial Autocorrelation (LISA)

*Local Indicator of Spatial Autocorrelation* dirumuskan sebagai berikut [17].

$$I_i = \frac{z_i}{m_2} \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j \quad (9)$$

dengan:

$$z_i = (x_i - \bar{x})$$

$$z_j = (x_j - \bar{x})$$

$$m_2 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$$

Keterangan:

- $I_i$  : indeks LISA pada lokasi ke- $i$
- $n$  : jumlah area pengamatan
- $x_i$  : nilai yang tercatat di lokasi ke- $i$

- $x_j$  : nilai yang tercatat di lokasi ke- $j$   
 $\bar{x}$  : nilai tengah pengamatan  
 $w_{ij}$  : unsur matriks pembobot antar lokasi  $i$  dan  $j$

Langkah-langkah berikut dapat digunakan untuk menguji hipotesis terhadap parameter  $I_i$ :

- $H_0$  :  $I_i = 0$  (Tidak terdapat autokorelasi spasial pada lokasi ke- $i$ )  
 $H_1$  :  $I_i \neq 0$  (Terdapat autokorelasi spasial pada lokasi ke- $i$ )

$$Z_{(i)hitung} = \frac{I_i - E[I_i]}{\sqrt{Var(I_i)}} \quad (10)$$

$$E[I_i] = \frac{-w_i}{(n-1)}$$

$$Var(I_i) = w_i^{(2)} \frac{\left(n - \frac{m_4}{m_2^2}\right)}{(n-1)} + 2w_{i(kh)} \frac{(2m_4/m_2^2 - n)}{(n-1)(n-2)} - \frac{w_i^2}{(n-1)^2}$$

dengan:

$$w_i^{(2)} = \sum_{j \neq i} w_{ij}^2, i \neq j$$

$$2w_{i(kh)} = \sum_{k \neq i} \sum_{h \neq 1} w_{ik} w_{ih}$$

$$w_i = \sum_{j \neq 1} w_{ij}, i \neq j$$

$$m_4 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{n-1}\right)^4$$

- $Z_{(i)hitung}$  : nilai statistik uji indeks LISA lokasi ke- $i$   
 $E[I_i]$  : nilai yang diperkirakan indeks LISA lokasi ke- $i$ ,  
 $Var(I_i)$  : nilai varians dari indeks LISA lokasi ke- $i$ .

Tingkat signifikansi:  $\alpha$

Kriteria Keputusan:

Tolak  $H_0$  jika nilai dari  $|Z(I_i)| > Z_{\alpha/2}$  atau  $p\text{-value} < 0,05$

## 2.9 Uji Lagrange Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA)

Dengan menggunakan *Lagrange Multiplier* (LM), dependensi spasial dapat dideteksi secara lebih komprehensif, yang bisa muncul dalam bentuk dependensi *lag*, *error*, atau keduanya. Jika *lagrange multiplier* untuk dependensi *lag* dan *lagrange multiplier* untuk dependensi *error* tidak signifikan secara statistik, ini mengindikasikan bahwa tidak ditemukan adanya dependensi spasial yang signifikan, baik dalam bentuk *lag* maupun *error* [18].

Hipotesis:

- $H_0$ :  $\rho, \lambda = 0$  (tidak ditemukan adanya ketergantungan spasial pada lag dan error)  
 $H_1$ :  $\rho, \lambda \neq 0$  (ditemukan adanya ketergantungan spasial pada lag dan error)

Statistik uji:

$$SARMA = \frac{\left[ \frac{erWy}{\sigma^2} - \frac{erWe}{\sigma^2} \right]^2}{(D + T) - T} + \frac{\left[ \frac{erWe}{\sigma^2} \right]^2}{T} \quad (11)$$

Keputusan:

Tolak  $H_0$  jika nilai  $LM_\rho$  dan  $LM_\lambda > \chi^2_{(\alpha,1)}$ , atau  $p\text{-value} < 0,05$ , dengan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa ada dependensi spasial lag dan error.

### 3 Metode

#### 3.1 Data

Penelitian ini didukung oleh data sekunder yang dikumpulkan dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan melalui portal online <https://sulsel.bps.go.id/id> selama tahun 2023. Sebanyak 24 kabupaten/kota menjadi objek pengamatan di Provinsi Sulawesi Selatan, dengan mempertimbangkan variabel tingkat kriminalitas, kepadatan penduduk, tingkat pengangguran, tingkat kemiskinan, indeks pembangunan literasi masyarakat, tingkat perceraian, jumlah tempat ibadah, dan rata-rata lama sekolah. Untuk menilai faktor-faktor yang memengaruhi tingkat kriminalitas di Provinsi Sulawesi Selatan, digunakan pemodelan regresi spasial dengan memanfaatkan data spasial sebagai objek penelitian, yang mencakup informasi lokasi setiap kabupaten/kota berdasarkan koordinat lintang (u) dan bujur (v). Dalam penelitian mengenai pemodelan regresi spasial untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kriminalitas di Provinsi Sulawesi Selatan, terdapat delapan variabel yang terlibat, yaitu:

- a. Variabel tingkat kriminalitas (Y), yakni jumlah kasus kriminal yang tercatat di setiap kabupaten per tahun.
- b. Variabel kepadatan penduduk ( $X_1$ ), yakni jumlah penduduk per satuan luas wilayah (jiwa per  $\text{km}^2$ ).
- c. Variabel tingkat pengangguran ( $X_2$ ), yakni persentase jumlah penduduk usia kerja yang tidak bekerja terhadap total angkatan kerja.
- d. Variabel tingkat kemiskinan ( $X_3$ ), yaitu rasio penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan terhadap jumlah total penduduk.
- e. Variabel indeks pembangunan literasi masyarakat ( $X_4$ ), yakni indeks komposit yang mengukur tingkat akses, kualitas, dan ketersediaan layanan literasi di masyarakat dalam skala 0–100.
- f. Variabel tingkat perceraian ( $X_5$ ), yakni jumlah kasus perceraian yang tercatat di setiap kabupaten per tahun.
- g. Variabel jumlah tempat ibadah ( $X_6$ ), yakni total jumlah fasilitas keagamaan seperti masjid, gereja, pura, vihara, dll. di setiap kabupaten.
- h. Variabel rata-rata lama sekolah ( $X_7$ ), yakni rata-rata tahun yang ditempuh oleh penduduk usia tertentu dalam pendidikan formal.

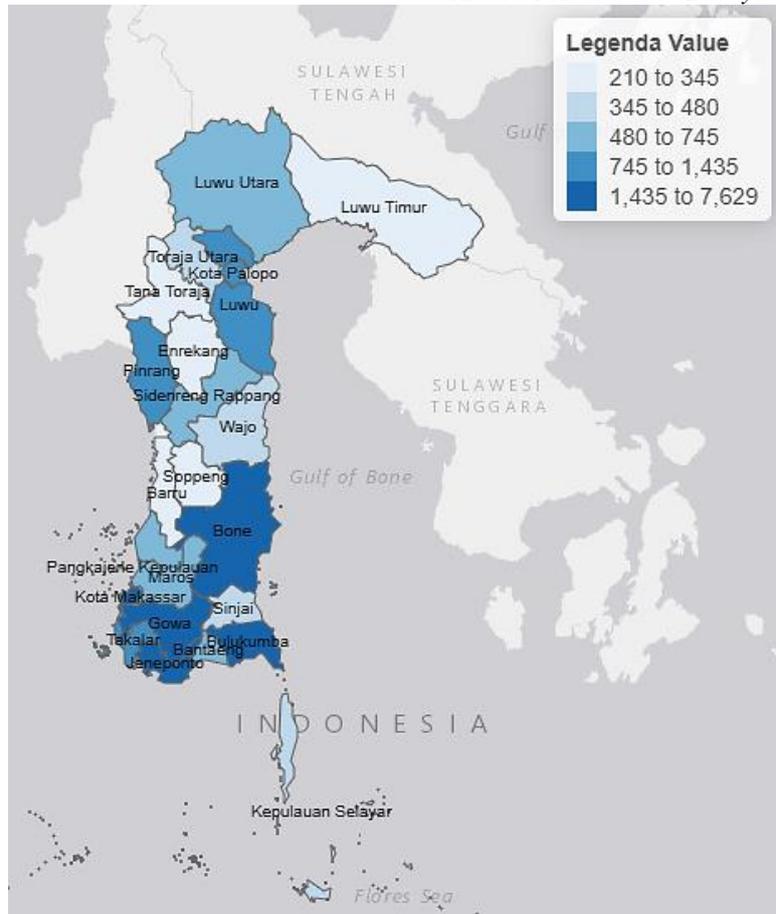
#### 3.2 Prosedur Analisis Data

- a. Mencari dan menetapkan variabel penelitian.
- b. Melakukan visualisasi data
- c. Uji asumsi klasik
- d. Menentukan matriks pembobot spasial
- e. Pengujian autokorelasi spasial lokal dengan *Local Indicator of Spatial Autocorrelation* (LISA)
- f. Menentukan model berbasis spasial berdasarkan uji *Lagrange Multiplier*
- g. Penyusunan model regresi spasial

### 4 Hasil dan Pembahasan

#### 4.1 Distribusi Data Tingkat Kriminalitas di Sulawesi Selatan Tahun 2023

Dalam analisis ini, akan digunakan data tingkat kriminalitas tahun 2023 dari 24 kabupaten/kota untuk mengamati pola distribusinya:



**Gambar 1.** Peta Sebaran Tingkat Kriminalitas di Sulawesi Selatan

Distribusi data tingkat kriminalitas di Provinsi Sulawesi Selatan dapat dilihat pada Gambar 1. Pada Gambar tersebut memperlihatkan bahwa kabupaten/kota yang berdekatan cenderung memiliki tingkat kriminalitas yang relatif serupa dan membentuk pola pengelompokan. Perbedaan gradasi warna menggambarkan variasi tingkat kriminalitas di masing-masing kabupaten/kota. Warna yang semakin gelap mencerminkan tingkat kriminalitas yang lebih tinggi. Pada Gambar 1, terlihat bahwa Kota Makassar, yang memiliki tingkat kriminalitas tertinggi, ditandai dengan warna yang lebih gelap, sedangkan Kabupaten Enrekang, dengan tingkat kriminalitas terendah, ditunjukkan dengan warna yang lebih terang.

#### 4.2 Uji Asumsi Klasik

##### a. Uji Multikolinearitas

Pemenuhan asumsi multikolinearitas menjadi hal yang penting dalam analisis ini. Multikolinearitas terjadi jika ada variabel independen yang berkorelasi yang dapat dideteksi menggunakan nilai VIF. Apabila nilai VIF lebih dari 10, hal ini menunjukkan adanya multikolinearitas, sedangkan jika nilai VIF kurang dari 10, berarti tidak ada multikolinearitas.

**Tabel 1.** Hasil Analisis Uji Multikolinearitas

Variabel	VIF
X <sub>1</sub>	4.317625
X <sub>2</sub>	2.749922
X <sub>3</sub>	1.956507
X <sub>4</sub>	1.442665
X <sub>5</sub>	7.884687
X <sub>6</sub>	3.895080
X <sub>7</sub>	1.354468

Dari Tabel 1 di atas, ketujuh variabel memiliki nilai VIF yang lebih kecil dari 10, yang mengarah pada kesimpulan bahwa seluruh variabel independen tidak terjadi multikolinearitas, dengan demikian asumsi multikolinearitas terpenuhi.

b. Uji Normalitas Residual

Untuk mengetahui distribusi residual apakah normal, uji Kolmogorov-Smirnov dapat diterapkan dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0$  : Residual terdistribusi secara normal

$H_1$  : Residual tidak terdistribusi secara normal

Kriteria keputusan:

Jika  $D < D_\alpha$  atau  $p\text{-value} > \alpha$  maka terima  $H_0$

Jika  $D > D_\alpha$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  maka tolak  $H_0$

**Tabel 2.** Hasil Normalitas Residual

$D$	$D_\alpha$	$p\text{-value}$
0.13807	0.2690	0.2006

Berdasarkan tabel 4.2 di atas, nilai  $D < D_\alpha$  dan nilai  $p\text{-value} > 0.05$  maka di peroleh keputusan tidak cukup bukti untuk menolak  $H_0$ , sehingga dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal.

c. Uji Homoskedastisitas

Homoskedastisitas adalah varian residual yang sama, jika varian residual tidak sama disebut heterokedastisitas. Untuk memeriksa asumsi homoskedastisitas, uji Breusch-Pagan dapat diterapkan dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0$  :  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$  (homoskedastisitas)

$H_1$  : minimal ada satu  $\sigma_1^2 \neq \sigma^2$  (heteroskedastisitas)

Kriteria keputusan:

Tolak  $H_0$  jika nilai BP  $> \chi^2_{(\alpha,p-1)}$  atau  $p\text{-value} < 0.05$

**Tabel 3.** Hasil Analisis Uji Homoskedastisitas

Breusch Pagan	$p\text{-value}$	$\chi^2_{(0,05;5)}$
1.7756	0.9712	14.017

Diperoleh dari tabel 4.3 nilai Breusch Pagan  $1.7756 < \chi^2_{(0,05;7)}$  dan  $p\text{-value} > 0.05$ , maka tidak tolak  $H_0$  artinya asumsi homoskedastisitas terpenuhi.

4.3 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial yang diterapkan dalam penelitian ini adalah matriks pembobot berbasis jarak dengan algoritma *K- Nearest Neighbor* karena berdasarkan peta sebaran pada gambar 1 terdapat wilayah yang tidak memiliki tetangga sehingga matriks pembobot spasial ketetanggaan tidak efektif digunakan. Jenis jarak yang digunakan adalah jarak *Euclidean* untuk menilai jarak antar kabupaten. Dengan memanfaatkan hasil jarak *Euclidean* akan dicari 3 tetangga terdekat menggunakan algoritma *K- Nearest Neighbor*.

4.4 Local Indicator of Spatial Autocorrelation (LISA)

Untuk memeriksa autokorelasi spasial secara lokal, akan dicari menggunakan *Local Indicator of Spatial Autocorrelation* (LISA) dengan hipotesis seperti yang tercantum di bawah ini.

Prosedur untuk menguji hipotesis terhadap parameter  $I_i$  dapat dijelaskan sebagai berikut:

$H_0: I_i = 0$  (Tidak ada autokorelasi spasial yang teridentifikasi pada lokasi ke-i)

$H_1: I_i \neq 0$  (Ada autokorelasi spasial yang teridentifikasi pada lokasi ke-i)

Kriteria Keputusan:

Tolak  $H_0$  jika nilai dari  $|Z(I_i)| > Z_{\alpha/2}$  atau  $p\text{-value} < 0,05$

**Tabel 4.** Hasil Uji LISA yang Signifikan

<b>Kabupaten/ Kota</b>	<b><math>I_i</math></b>	<b><math> Z(I_i) </math></b>	<b><math>Z_{\alpha/2}</math></b>	<b><math>p\text{-value}</math></b>
Bone	0.7275	2.3968	1,96	0.0165
Maros	-0.3662	2.7890	1,96	0.0053
Pangkajene Kepulauan	-0.5345	2.8439	1,96	0.0044

Berdasarkan tabel 4 di atas dapat dilihat nilai  $|Z(I_i)| > Z_{\alpha/2}$  dan  $p\text{-value} < 0,05$  sehingga dapat disimpulkan keempat kabupaten/kota yang memiliki autokorelasi spasial secara lokal adalah Bone, Maros, dan Pangkajene Kepulauan.

#### 4.5 Uji Lagrange Multiplier

Pengujian *Lagrange multiplier* diterapkan untuk melihat adanya autokorelasi spasial secara spesifik. Dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  :  $\rho, \lambda = 0$  (tidak terdapat dependensi spasial pada lag dan error)

$H_1$  :  $\rho, \lambda \neq 0$  (terdapat dependensi spasial pada lag dan error)

Tolak  $H_0$  jika nilai  $LM_\rho$  dan  $LM_\lambda > \chi^2_{(\alpha,1)}$ , atau  $p\text{-value} < 0,05$ , dengan demikian dapat disimpulkan adanya dependensi spasial lag dan error. Berdasarkan hasil uji *lagrange multiplier* diperoleh nilai  $p\text{-value} = 0.0024 < 0.05$ , sehingga keputusannya adalah tolak  $H_0$  yang artinya terdapat ketergantungan spasial pada faktor lag dan error.

#### 4.6 Pemodelan Regresi Spasial

Dari hasil analisis menggunakan *lagrange multiplier*, kesimpulan yang didapat adalah model *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA) signifikan dengan  $\alpha = 0.05$ . Selanjutnya data dimodelkan dengan menggunakan SARMA berdasarkan nilai parameter sebagai berikut:

**Tabel 5.** Estimasi Parameter *Spatial Autoregressive Moving Average*

<b>Variabel</b>	<b>Estimate</b>	<b><math>p\text{-value}</math></b>
Konstanta	0.0249	0.0156
X <sub>1</sub>	0.8537	0.0000
X <sub>2</sub>	-0.0616	0.0344
X <sub>3</sub>	0.0214	0.5098
X <sub>4</sub>	-0.0132	0.7250
X <sub>5</sub>	0.0535	0.3085

$X_6$	-0.2066	0.0000
$X_7$	0.0769	0.0310
$\rho$	0.0155	0.7977
$\lambda$	1.4662	0.0000

Berdasarkan persamaan model SARMA di atas diperoleh bahwa variabel kepadatan penduduk signifikan dan berpengaruh positif terhadap tingkat kriminalitas yang artinya jika tingkat kepadatan penduduk mengalami penambahan satu satuan, maka akan meningkatkan angka kriminalitas sebesar 0.8537. Untuk variabel tingkat pengangguran signifikan dan berpengaruh negatif yang artinya jika tingkat pengangguran meningkat satu satuan, maka akan menurunkan angka kriminalitas sebesar 0.0616. Variabel jumlah tempat ibadah signifikan dan berpengaruh negatif yang artinya jika jumlah tempat ibadah meningkat, maka akan menurunkan angka kriminalitas sebesar 0.2066. Selanjutnya untuk variabel rata-rata lama sekolah signifikan dan berpengaruh positif yang artinya jika rata-rata lama sekolah bertambah satu satuan, maka akan meningkatkan angka kriminalitas sebesar 0.0769. Selain keempat variabel yang signifikan, terdapat koefisien yang signifikan yaitu  $\lambda$  yang menunjukkan bahwa terdapat efek spasial pada residual, sehingga suatu wilayah akan memengaruhi wilayah tetangganya sebesar 1.4662.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, beberapa faktor yang berkontribusi terhadap tingkat kriminalitas meliputi tingkat kepadatan penduduk, tingkat pengangguran, jumlah tempat ibadah, serta rata-rata lama sekolah. Salah satu temuan yang mencengangkan dari studi ini adalah faktor tingkat pengangguran signifikan dan berpengaruh negatif terhadap angka kriminalitas yang artinya jika tingkat pengangguran meningkat satu satuan, maka akan menurunkan angka kriminalitas sebesar 0.0616. Hasil tersebut bisa jadi disebabkan lebih sedikitnya masyarakat yang beraktifitas di luar karena tidak bekerja sehingga kejadian kriminalitas juga berkurang. Hal ini memerlukan observasi yang lebih jauh di lapangan. Temuan dari analisis autokorelasi spasial berbasis LISA selanjutnya memperlihatkan bahwa 3 kabupaten/kota menunjukkan adanya autokorelasi spasial pada tingkat signifikansi 0.05. Artinya, ketiga kabupaten tersebut yaitu kabupaten Bone, kabupaten Maros, dan kabupaten Pangkajene Kepulauan memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap wilayah sekitarnya.

#### Referensi

- [1] Aryanto, "Statistik Politik dan Keamanan 2023. Badan Pusat Statistik Indonesia," Katalog: 4601001.73 Makassar, 2023.
- [2] Alghifary, R. Muhamad, "Analisa Yuridis Kriminalisasi Terhadap Penyalahgunaan Narkotika Oleh Aparat Penegak Hukum Dalam Perspektif Hukum Progresif Di Indonesia," Universitas Islam Sultan Agung Semarang, 2023.
- [3] Desinta, Dinda, "Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Kejadian Kejahatan Di Provinsi Jawa Barat Tahun 2018-2020. Media Edukasi Data Ilmiah Dan Analisis (MEDIAN)," 5(01). 2022.
- [4] Ditya, Afriyenida, "Pemodelan Kriminalitas Di Sumatera Barat Dengan Metode Geographically Weighted Regression (Gwr) Pembobot Adaptive Gaussian Kernel Dan Adaptive Bisquare Kernel," Universitas Muhammadiyah Semarang, 2023.
- [5] Y. Zhou, F. Wang, and S. Zhou, "The Spatial Patterns of the Crime Rate in London and Its Socio-Economic Influence Factors. Social Sciences," 2023, 12(6), 340. DOI: 10.3390/socsci12060340
- [6] IEOM Society International, "Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management. Paris, France," 2018, Retrieved from: IEOM
- [7] H. Yasin, B. Warsito, A. R. Hakim, "Regresi Spasial (Aplikasi dengan R)," WADE GROUP, Ponorogo, 2020.
- [8] J. P. LeSage, "The Theory and Practice of Spatial Econometrics, Department of Economics,

University of Teledo,” 1999.

- [9] L. Anselin, “Spatial Econometrics: Methods and Models, Departments of Geography and Economics,” University of California, Santa Barbara, 1998.
- [10] B. Nugraha, “Pengembangan uji statistik: Implementasi metode regresi linier berganda dengan pertimbangan uji asumsi klasik,” Pradina Pustaka, Sukoharjo, 2022.
- [11] S. Chatterjee, A. S. Hadi, “Regression analysis by example,” John Wiley & Sons, New Jersey, 2015.
- [12] S. N. Aulele, V. Y. I. Ilwaru, E. R. Wuritimur, dan M. Y. Matdoan, “Analisis jumlah penduduk miskin di provinsi maluku dengan menggunakan pendekatan regresi spasial,” *Jurnal Aplikasi Statistika dan Komputasi Statistik*, No.2, Vol.13, 23–3, : <https://jurnal.stis.ac.id/index.php/jurnalasks/article/view/294/103>, 2021.
- [13] K. Suryowati, R. D. Beki, dan A. Faradila, “A comparison of weights matrices on computation of dengue spatial autocorrelation,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, : <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/335/1/012052/meta>, 2018.
- [14] M. Agustina, B. Abapihi, G. N. A. Wibawa, dan I. Yahya, “Pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran terbuka di indonesia dengan pendekatan regresi spasial,” *Seminar Nasional Sains dan Terapan VI*, Manado, 25 April, 2022.
- [15] J. Supriyanto, D. Alita, dan A. R. Isnain, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring, *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*,” No.1, Vol. 4, 74–80, : <https://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika/article/view/2468>. 2023.
- [16] I. G. N. M Jaya, B. Tantular, Zulhanif, “Optimalisasi matrik bobot spasial berdasarkan k-nearest neighbor dalam spasial lag model, *Konferensi Nasional Penelitian Matematika dan Pembelajarannya II (KNPMP II)*,” Surakarta, 18 Maret, 2017.
- [17] N. P. Yuriantari, M. N. Hayati, dan S. Wahyuningsih, “Analisis autokorelasi spasial titik panas di Kalimantan Timur menggunakan indeks moran dan local indicator of spatial autocorrelation (LISA). *Ekspansional*,” No.1, Vol.8, 63–70, : <https://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/78>, 2017.
- [18] N. S. Purba, dan L. A. Soleman, “Analisis Spasial Mengenai Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Kemiskinan Di Provinsi Papua Tahun 2019,” *Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat*, ” Banten, oktober 2020.



© **The Author(s) 2025**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. Editorial of *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, Department of Mathematics, Universitas Sulawesi Barat, Jalan Prof. Dr. Baharuddin Lopa, S.H., Talumung, Majene 91412, Sulawesi Barat.