UNP JOURNAL OF STATISTICS AND DATA SCIENCE
Volume 3 Nomor 3 Tahun 2025 Halaman 372-382.

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

Applying Robust Spatial Autoregressive Model to Analyze the Determinants of Open Unemployment in West Java

Berliana Nofriadi, Suci Rahmadani, Sepniza Nasywa, Tessy Octavia Mukhti*, Yenni Kurniawati
Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia
*Corresponding author: tessyoctaviam@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 09 Juli 2025
Revised : 04 Agustus 2025
Accepted : 06 Agustus 2025

ABSTRACT

Open unemployment is a critical macroeconomic challenge in developing regions like West Java, Indonesia, where spatial disparities and data anomalies complicate traditional analysis. This study addresses these limitations by employing a Robust Spatial Autoregressive (RSAR) model with M-Estimator, integrating spatial dependence and outlier resilience to enhance estimation accuracy. Using 2024 district-level data from Indonesia's Central Bureau of Statistics (BPS) and Open Data Jabar, the research examines determinants such as labor force participation, education, and regional GDP. The methodology begins with Ordinary Least Squares (OLS) to identify initial predictors, followed by spatial diagnostics (Moran's I, Lagrange Multiplier tests) to confirm spatial autocorrelation. A customized Queen contiguity weight matrix captures neighborhood effects, while robust M-Estimation mitigates outlier distortions. Results reveal that the RSAR model achieves superior explanatory power ($R^2 = 0.8626$) compared to OLS and standard Spatial Autoregressive (SAR) models, with labor force participation (X_4) emerging as a significant negative predictor of unemployment. Spatial effects ($\rho = 0.337$) though modest, underscore the importance of inter-regional dynamics. The study concludes that RSAR offers a more reliable framework for regional labor analysis, combining spatial rigor with robustness against data irregularities. Policy-wise, the findings advocate targeted interventions to boost labor participation and address localized disparities, emphasizing the need for spatially informed, outlier-resistant methodologies in economic planning.

Keywords: *M-Estimator, Open Unemployment, Robust Spatial Autoregressive Model, Spatial Dependence, West Java.*

This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Pengangguran terbuka merupakan salah satu permasalahan makroekonomi yang kompleks dan persisten di berbagai negara berkembang, termasuk Indonesia. Permasalahan ini tidak hanya berdampak pada kesejahteraan individu dan rumah tangga, tetapi juga dapat menghambat laju pertumbuhan ekonomi serta berpotensi menimbulkan ketidakstabilan sosial (Todaro & Smith, 2020). Provinsi Jawa Barat, sebagai salah satu provinsi dengan jumlah penduduk dan aktivitas ekonomi terbesar di Indonesia, menghadapi tantangan serius terkait fluktuasi tingkat pengangguran terbuka. Disparitas tingkat pengangguran antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat yang signifikan mengindikasikan adanya faktor-faktor lokal yang spesifik serta interkoneksi spasial yang memerlukan analisis mendalam.

Secara konvensional, analisis terhadap faktor-faktor yang memengaruhi pengangguran sering dilakukan menggunakan model regresi linear berganda (OLS) yang mengasumsikan tidak adanya keterkaitan antar observasi. Namun, dalam konteks geografis, asumsi tersebut sering kali tidak terpenuhi. Fenomena ekonomi seperti pengangguran cenderung menunjukkan adanya ketergantungan spasial, di mana kondisi pengangguran di suatu wilayah dapat dipengaruhi oleh wilayah di sekitarnya (Anselin, 1988). Pengabaian aspek spasial ini dapat menyebabkan estimasi parameter yang bias dan menghasilkan kesimpulan yang kurang akurat, sehingga membatasi efektivitas kebijakan yang dirumuskan.

Selain ketergantungan spasial, tantangan lain dalam pemodelan data ekonomi adalah keberadaan data pencilan (*outlier*). Data pencilan dapat muncul akibat kesalahan pengukuran, variasi ekstrem, atau peristiwa khusus yang jarang terjadi. Kehadiran outlier dapat berdampak signifikan terhadap hasil estimasi model OLS, sehingga menjadikan

DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

parameter yang dihasilkan tidak efisien dan tidak robust (Rousseeuw & Leroy, 2003). Hal ini dapat menyebabkan interpretasi hubungan antarvariabel menjadi bias dan menyesatkan dalam perumusan kebijakan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pemodelan yang mampu menangani aspek spasial dan ketahanan terhadap pencilan secara bersamaan.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan model *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) dengan M-estimator. Model SAR secara eksplisit memperhitungkan hubungan spasial antarwilayah melalui matriks pembobot spasial. Dengan mengintegrasikan pendekatan robust, model RSAR diharapkan mampu menghasilkan estimasi yang lebih stabil dan tidak rentan terhadap keberadaan data pencilan. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi faktor-faktor yang memengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Barat dengan mempertimbangkan interaksi spasial antarwilayah serta menjaga keandalan hasil meskipun terdapat data anomali (Jalilian, Guan, & Waagepetersen, 2013).

Dengan demikian, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menganalisis dan mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Barat menggunakan model *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR). Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih menyeluruh mengenai dinamika pengangguran dengan mempertimbangkan karakteristik spasial serta ketahanan terhadap pencilan. Implikasi dari penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi dasar yang lebih kuat bagi pemerintah daerah dalam menyusun kebijakan ketenagakerjaan yang lebih tepat sasaran, responsif, dan berkelanjutan guna menurunkan tingkat pengangguran serta meningkatkan kesejahteraan masyarakat di Provinsi Jawa Barat.

II. METODE PENELITIAN

A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder yang bersumber dari Publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Barat dan website Open Data Jabar terkait tingkat pengangguran terbuka di tingkat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat pada Tahun 2024. Variabel yang dianalisis dalam penelitian ini mencakup tingkat pengangguran terbuka (Y), rata-rata lama sekolah (X1), indeks pembangunan manusia (X2), upah minimum (X3), tingkat partisipasi angkatan kerja (X4), produk domestik regional bruto (X5), kepadatan penduduk (X6), persentase penduduk miskin (X7), serta koordinat geografis berupa garis lintang dan garis bujur yang diperoleh dari peta digital.

B. Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan teknik analisis regresi spasial dengan program *software* GeoDa. Tahapan analisis data adalah sebagai berikut.

1. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dimanfaatkan untuk menyajikan dan merangkum informasi guna memperoleh pemahaman awal terhadap data yang digunakan. Salah satunya dapat melalui visualisasi grafis untuk memperjelas pola data, serta dengan mengkaji distribusi masing-masing variabel pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat guna mengidentifikasi karakteristik wilayah yang relevan.

2. Membentuk model *Ordinary Least Square* (OLS)

Menurut LeSage (1999) dalam (Yasin et al. 2016) model umum regresi spasial adalah

$$y = \rho Wy + \mathrm{X}\beta + u \qquad (1)$$
$$u = \lambda Wu + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2, I_n)$$

dengan:

y = vektor variabel respon berukuran $n \times 1$
ρ = koefisien parameter spasial lag dari variabel respon
W = matriks pembobotan spasial yang berukuran $n \times n$
X = matriks variabel prediktor berukuran $n \times (p+1)$
β = vektor koefisien parameter regresi berukuran $(p+1) \times 1$
λ = koefisien parameter spasial *error*
u = vektor *error* yangm mepunyai efek spasial dengan ukuran $n \times 1$
ε = vektor *error* dengan ukuran $n \times 1$

Dengan asumsi yang harus dipenuhi:

a. Melakukan pengujian linearitas dengan statistik uji *Reset*. Dengan statistik uji *Reset* menggunakan statistik uji F pada Persamaan (1) berikut (Ningsih, 2023).

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

$$F = \frac{\frac{R^2_{new} - R^2_{old}}{m}}{\frac{1-R^2_{new}}{n-p-m}} \quad (1)$$

H_0: model linear
H_1: model tidak linear
Dimana kriteria ujinya, yaitu tolak H_0 jika $F > F_{\alpha;(df_1=m,df_2=n-p-1-m)}$ atau $p - value < \alpha$.

b. Melakukan pengujian multikolinearitas antar variabel bebas dengan rumus pada Persamaan (2) (Puspita et al. 2022).

$$VIF_i = \frac{1}{1-R^2_k} \quad (2)$$

Dimana R^2_k adalah nilai koefisien determinasi dan kriteria uji, yaitu jika nilai $VIF > 10$ maka dapat dikatakan terdapat multikolinearitas pada variabel.

c. Melakukan uji autokorelasi dengan *Durbin-Watson* menggunakan batas kritis dL dan dU yang diperoleh dari tabel *Durbin-Watson* yang bergantung pada jumlah sampel (n) dan jumlah variabel independen (k). Dengan kriteria uji:
   1) Nilai DW (batas kritis pada tabel) di bawah -2 artinya terdapat autokorelasi positif.
   2) Nilai DW di antara -2 sampai +2 artinya tidak ada autokorelasi.
   3) Nilai DW di atas +2 artinya terdapat autokorelasi negatif.

d. Melakukan uji homoskedastisitas dengan statistik uji *Breusch-Pagan* menggunakan Persamaan (3) (Puspita and Yanti, 2022).

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right)(\sum_{i=1}^{n} x_i f_i)^T (\sum_{i=1}^{n} x_i x_i)^{-1} (\sum_{i=1}^{n} x_i f_i) \quad (3)$$

dimana

$$f_i = \left(\frac{{e_i}^2}{\sigma^2} - 1\right)$$

Dengan:
H_0: *varians error* konstan (homoskedastisitas)
H_1: *varians error* tidak konstan (heteroskedastisitas)
dan kriteria uji, yaitu tolak H_0 jika $BP > {\chi^2}_{(p)}$ atau $p - value < \alpha$.

e. Melakukan pengujian asumsi kenormalan sisaan dengan statistik uji *Anderson-Darling* menggunakan Persamaan (4) (Ahadi and Zain, 2023).

$$A^2 = -n - \frac{1}{n}\sum_i^n (2i-1)[F(z_i)] + \ln[1 - F(z_{n+1-i})] \quad (4)$$

dimana:
$F(z)$ = fungsi distribusi kumulatif normal standar
dengan:
H_0: sisaan mengikuti distribusi normal
H_1: sisaan tidak mengikuti distribusi normal
Dan kriteria uji, yaitu tolak H_0 jika $A^2 >$ nilai kritis atau $p - value < \alpha$.

3. Membentuk Matriks Pembobotan Spasial (W)

Matriks pembobot spasial digunakan untuk menentukan besarnya bobot antar lokasi yang diamati berdasarkan hubungan ketetanggaan antar wilayah yang berdekatan (Yasin et al. 2016). Matriks ini berperan dalam menentukan sejauh mana suatu lokasi dapat memengaruhi atau dipengaruhi oleh lokasi lain di sekitarnya (Yazid et al. 2024). Salah satu pendekatan yang umum digunakan untuk membentuk matriks W adalah *contiguity*, kedekatan spasial yang didasarkan pada persentuhan antar wilayah. Pendekatan ini mencakup beberapa jenis, antara lain *rook contiguity* (hanya mempertimbangkan persinggungan sisi), *bishop contiguity* (hanya mempertimbangkan persinggungan sudut), dan *queen contiguity* (mempertimbangkan persinggungan sisi dan sudut secara bersamaan) (Yasin, et al. 2016).

4. Mengidentifikasi Keragaman dan Dependensi Spasial

a. Uji Keragaman Spasial dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* menggunakan rumus Persamaan (5)

$$BP = \frac{1}{2} b^T A(A^T A)^{-1} A^T \quad (5)$$

Hipotesisnya adalah

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

H_0: Terdapat kehomogenan antar lokasi
H_1: Tidak terdapat kehomogenan antar lokasi
Dan kriteria uji, yaitu tolak H_0 jika $BP > \chi^2_{(p)}$ atau $p - value < \alpha$

b. Uji Dependensi spasial, yaitu dengan menggunakan uji *Lagrange-Multiple* dan Indeks Moran. Uji *Lagrange Multiple* dengan menggunakan rumus pada persamaan (6) – (8) sebagai berikut (Yasin, et al. 2016).
Untuk GSM:

$$LM_{\rho,\lambda} = \frac{\left[\frac{e'wy}{\sigma^2} - \frac{e'we}{\sigma^2}\right]^2}{\left[\frac{(w\times\beta)'MW\times\hat{\beta}}{\sigma^2} + tr[w^2 + w^T + w]\right] - t\ (w^2 + w^T + w)} + \frac{\left[\frac{e'we}{\sigma^2}\right]^2}{tr(w'w + w + ww)} \quad (6)$$

Untuk SAR:

$$LM_{\rho} = \frac{\left[\frac{e'wy}{\sigma^2}\right]^2}{\left[\frac{(w\times\beta)'(1 - x(x'x)^{-1}x')(w\times\beta)}{\sigma^2} + tr(w'w + w + w\ \ )\right]} \quad (7)$$

Untuk SEM:

$$LM_{\lambda} = \frac{\left[\frac{e'we}{\sigma^2}\right]^2}{tr(w'w + w + w\ \ )} \quad (8)$$

Dengan hipotesis:
H_0: Tidak ada ketergantungan spasial
H_1: Ada ketergantungan spasial
Dan kriteria uji, tolak H_0 jika $p - value < \alpha$.
Sedangkan untuk uji Indeks Moran dengan menggunakan rumus pada Persamaan (9) berikut (Yasin et al. 2016).

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var\ (I)}} \quad (9)$$

dengan

$$I = \frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}c_{ij}}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}$$

$$E(I) = I_0 = -\frac{1}{n-1}$$

$$Var\ (I) = \frac{n^2S_1 - nS_2 + 3S_0^2}{(n^2-1)S_0^2} - [E(I)]^2$$

$$c_{ij} = (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})$$

$$S_0 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}\ ;\ S_1 = \frac{1}{2}\sum_{j\neq 1}^{n}\left(w_{ij} + w_{ij}\right)^2;$$

$$S_2 = \sum_{j\neq 1}^{n}(w_{i0} + w_{0i})^2;\ w_{i0} = \sum_{i=1}^{n} w_{ij};\ w_{0i} = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}$$

x_i = Data ke-i $(i = 1, 2, \ldots\ n)$
x_j = Data ke-j $(j = 1, 2, \ldots\ n)$
w_{ij} = Bobot wilayah i, j
$\bar{x}$ = Rata-rata data
$Var(I)$ = Varians *Moran's I*
$E(I)$ = *Expected Value Moran's I*

Dengan hipotesis:
H_0: Tidak ada autokorelasi spasial antar lokasi
H_1: Ada autokorelasi spasial antar lokasi
Dan kriteria uji, yaitu tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ atau $p - value < \alpha$

5. Membentuk Model Regresi Spasial

Dari persamaan model umum regresi spasial (1) dapat dibentuk beberapa model lain sebagai berikut (Yasin et al. 2016).

a. *General Spasial Model* (OLS), yaitu jika $\rho = 0$ dan $\lambda = 0$ dengan persamaan yang terbentuk adalah:

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (10)$$

b. *Spatial Autoregressive Model* (SAR), yaitu jika $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad (11)$$

c. *Spatial Error Model* (SEM), yaitu jika $\rho = 0$ dan $\lambda \neq 0$ dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$y = X\beta + \lambda Wu + \varepsilon \quad (12)$$

d. *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA), yaitu jika $\rho \neq 0$ dan $\lambda \neq 0$ dengan persamaan yang terbentuk adalah:

$$y = \rho Wy + X\beta + \lambda Wu + \varepsilon \quad (13)$$

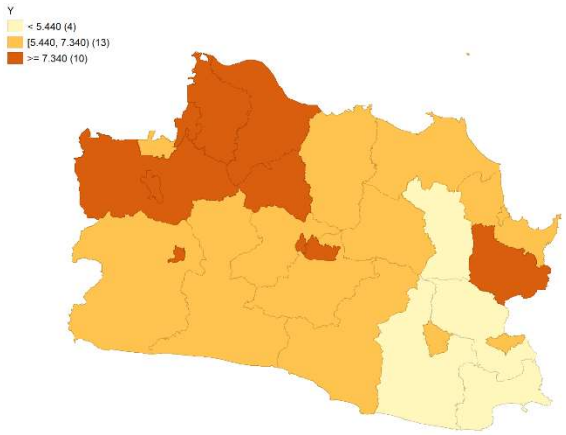
6. Uji Kelayakan Model

Kelayakan model dalam analisis regresi spasial dievaluasi menggunakan nilai *R-square*, yang menggambarkan proporsi variasi variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model. Semakin tinggi nilai *R-square*, semakin baik kemampuan model dalam menjelaskan data.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Deskriptif

Pengangguran terbuka merupakan salah satu indikator penting dalam menilai kondisi ketenagakerjaan dan ekonomi suatu wilayah. Gambar 1 memperlihatkan sebaran persentase tingkat pengangguran terbuka di Jawa Barat berdasarkan masing-masing kabupaten/kota pada tahun 2024. Dalam visualisasi ini, setiap wilayah diwarnai berdasarkan tingkat pengangguran terbuka, dengan gradasi warna dari terang ke gelap yang menunjukkan perbedaan tingkat pengangguran.



Gambar 1. Peta Persebaran Persentase Tingkat Pengangguran Terbuka Per Kabupaten/Kota di Jawa Barat Tahun 2024

Secara umum, terlihat adanya disparitas yang cukup mencolok antar wilayah. Wilayah dengan warna cokelat tua menunjukkan persentase pengangguran terbuka yang relatif tinggi (lebih dari 7,34%) seperti Bekasi, Bogor, Karawang, Kota Bandung, Koa Bekasi, Kota Bogor, Kota Cimahi, Kota Sukabumi, Kuningan, dan Purwakarta. Wilayah dengan warna kuning muda mencerminkan tingkat pengangguran yang lebih rendah (di bawah 5,44%) seperti Ciamis, Majalengka, Pengandaran, dan Tasikmalaya. Hal ini menunjukkan adanya pengaruh spasial terhadap tingkat pengangguran terbuka di Jawa Barat pada tahun 2024. Dugaan adanya pola ketergantungan antarwilayah ini nantinya dapat dibuktikan melalui uji dependensi spasial untuk memastikan apakah pengangguran di suatu daerah dipengaruhi oleh kondisi di wilayah sekitarnya.

B. Model Regresi *Ordinary Least Square* (OLS)

Sebelum menerapkan pendekatan regresi spasial, dilakukan terlebih dahulu analisis awal menggunakan regresi linear berganda. Estimasi model dilakukan dengan pendekatan Ordinary Least Squares (OLS). Proses pengujian model ini dilakukan dengan bantuan perangkat lunak RStudio, dan hasil yang diperoleh disajikan sebagai berikut:

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

$$\hat{y} = 33.13 + 0.1295X_1 - 0.2092X_2 + 0.7099 \times 10^{-7}X_3 - 0.2511X_4 + 0.4744 \times 10^{-5}X_5 + 0.2160 \times 10^{-3}X_6 + 0.1593X_7$$

Sebagai kelanjutan dari tahapan analisis, langkah awal untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat pengangguran terbuka dilakukan melalui serangkaian uji asumsi klasik. Setelah itu, ditentukan model regresi linear sederhana dengan metode OLS serta dipilih model regresi spasial yang paling sesuai. Uji asumsi klasik yang digunakan mencakup uji linearitas, multikolinearitas, autokorelasi, homoskedastisitas, serta pengujian normalitas terhadap distribusi sisaan.

Pertama dilakukan uji linearitas untuk memastikan hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat bersifat linier. Uji ini penting dilakukan agar model regresi yang dibangun memenuhi asumsi dasar regresi linear. Hasil uji linearitas disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 1. Hasil pengujian liniearitas

Uji	Nilai	P-*value*
Reset test	0.82328	0.4558

Berdasarkan Tabel 1 mengenai hasil pengujian linearitas menggunakan Reset test, dapat disimpulkan bahwa hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat dalam model regresi bersifat linier. Karena p-value lebih besar dari tingkat signifikansi 0,05, maka tidak terdapat cukup bukti untuk menolak hipotesis nol, yang berarti model tidak menunjukkan pelanggaran terhadap asumsi linearitas.

Langkah selanjutnya adalah melakukan uji multikolinearitas untuk mendeteksi adanya korelasi tinggi antar variabel bebas yang dapat memengaruhi kestabilan model regresi. Hasil awal uji multikolinearitas ditampilkan pada Tabel 2, di mana terlihat bahwa X_1 dan X_2 memiliki nilai VIF yang cukup tinggi. Hal ini mengindikasikan adanya gejala multikolinearitas, terutama yang melibatkan variabel X_2.

Tabel 2. Nilai VIF pada variabel bebas

Variabel	VIF
X_1	13.86429
X_2	16.973815
X_3	2.39447
X_4	1.569959
X_5	1.798667
X_6	7.906532
X_7	3.125645

Sebagai upaya untuk memperbaiki model, variabel X_2 tidak dimasukkan ke dalam analisis, dan uji VIF diulang seperti ditunjukkan pada Tabel 3. Setelah penghapusan variabel X_2, seluruh nilai VIF berada di bawah angka 10, yang menunjukkan bahwa masalah multikolinearitas berhasil diatasi, dan tidak terdapat korelasi tinggi yang merugikan antar variabel bebas dalam model regresi yang telah diperbaiki.

Tabel 3. Nilai VIF pada variabel bebas setelah menghapus X2

Variabel	VIF
X_1	8.564257
X_3	2.36873
X_4	1.447049
X_5	1.703310
X_6	6.897407
X_7	2.928145

Berdasarkan hasil uji multikolinearitas yang telah dilakukan, maka model yang dibentuk untuk menjelaskan tingkat pengangguran terbuka hanya melibatkan enam variabel bebas dengan model seperti dibawah ini:

$$\hat{y} = 19.45 - 0.2397X_1 + 6.754 \times 10^{-7}X_3 - 0.2269X_4 + 2.538 \times 10^{-6}X_5 + 1{,}649 \times 10^{-4}X_6 + 0.1991X_7$$

Tahap berikutnya dalam uji asumsi klasik adalah pengujian autokorelasi, homoskedastisitas, dan kenormalan sisaan. Hasil ketiga uji ini dapat dilihat pada Tabel 4.

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

Tabel 4. Hasil pengujian autokorelasi, homoskedastisitas, dan asumsi kenormalan sisaaan

Uji	Nilai	P-*value*
Durbin watson	1.8996	0.3203
Breusch pagan	5.6322	0.4656
Anderson Darling	0.25914	0.6874

Uji Durbin-Watson digunakan untuk mendeteksi adanya autokorelasi pada sisaan model. Hasil menunjukkan nilai statistik sebesar 1.8996 dengan p-value 0.3203. Karena p-value lebih besar dari 0,05, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada sisaan model. Selanjutnya, dilakukan uji Breusch-Pagan untuk menguji keberadaan heteroskedastisitas. Diperoleh nilai sebesar 5.6322 dengan p-value 0.4656. Nilai p-value yang lebih besar dari 0,05 mengindikasikan bahwa tidak terjadi heteroskedastisitas, atau dengan kata lain, sisaan memiliki varians yang konstan (homoskedastisitas terpenuhi). Terakhir, dilakukan uji Anderson-Darling untuk menguji apakah sisaan berdistribusi normal. Nilai statistik yang diperoleh sebesar 0.25914 dengan p-value 0.6874. Karena p-value jauh di atas 0,05, maka dapat disimpulkan bahwa sisaan berdistribusi normal.

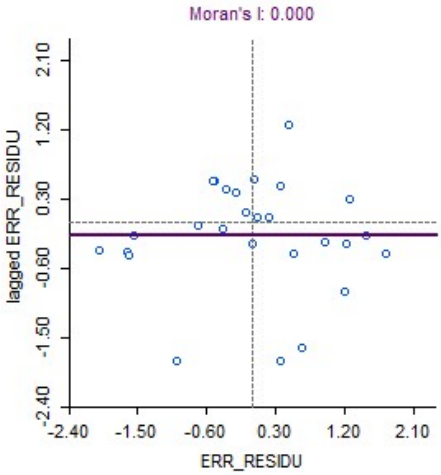
Secara keseluruhan, hasil pengujian ini menunjukkan bahwa model regresi telah memenuhi asumsi klasik, sehingga model dapat dianggap valid untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut.

C. Uji Keragaman dan Dependensi Spasial

Keragaman spasial diuji menggunakan *Breusch Pagan Test* untuk mengetahui adanya variasi spasial dalam model. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai statistik sebesar 3.0972 dengan p-value sebesar 0.79656. Karena nilai p-value lebih besar dari taraf signifikansi 0.10, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat keragaman spasial yang signifikan dalam model regresi.

Tabel 5. Hasil uji keragaman spasial

Uji	Nilai	P-*value*
Breusch pagan	3.0972	0.79656



Gambar 2. Moran's I Error

Tabel 6. Hasil uji dependensi spasial

Test	P-*value*
Moran's I (Error)	0.1779
Lagrange Multiplier (Lag)	0.22008
Lagrange Multiplier (Error)	0.55110
Lagrange Multiplier (Moving average)	0.18954
Robust Lagrange Multiplier (Lag)	0.08477
Robust Lagrange Multiplier (Error)	0.17703

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

Kemudian, dilakukan pula uji dependensi spasial untuk mendeteksi ada tidaknya pengaruh ketergantungan spasial pada model. Berdasarkan Gambar 2 dan Tabel 5, hasil *Moran's I* menunjukkan nilai sebesar 0.1779 dengan p-value sebesar 0.1779. Begitu pula dengan seluruh uji *Lagrange Multiplier* (LM), baik untuk lag, error, maupun bentuk *robust*-nya, semuanya memiliki p-value di atas 0.05. Hal ini mengindikasikan bahwa tidak terdapat pengaruh spasial yang signifikan dalam model, baik dalam bentuk lag maupun error.

Namun pada tingkat signifikansi 10%, indikasi dependensi spasial lemah terdeteksi melalui *Robust* LM (lag) yang signifikan. Hal ini mengisyaratkan bahwa model *Spatial* Lag (SAR) lebih tepat digunakan sebagai model lanjutan dibandingkan dengan regresi linear klasik.

D. Model Regresi Spasial

Berdasarkan hasil Tabel 6, di antara berbagai pendekatan model regresi spasial yang dapat digunakan, model *Spasial Autoregressive* (SAR) dengan pembobot spasial yang telah disesuaikan dipilih sebagai model yang paling sesuai. Pemilihan ini didasarkan pada hasil uji dependensi spasial yang mengindikasikan adanya pengaruh spasial yang lemah namun tetap relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Berikut estimasi parameter model SAR dengan pembobot spasial customized disajikan pada Tabel 7

Tabel 7. Pendugaan parameter model *Spasial Autoregressive* (SAR)

Variabel	Koefesien	Std. Error	z-*value*	P-*value*
rho	0.28424	0.20534	1.3842	0.16629
Intercept	4.74662	1.34958	3.5171	0.0004363
X_1	-0.03423	0.59304	-0.0577	0.9539725
X_3	0.45475	0.34471	1.3192	0.1870925
X_4	-0.71855	0.24224	-2.9663	0.0030138
X_5	0.10349	0.26318	0.3932	0.6941414
X_6	0.47147	0.53378	0.8833	0.3770851
X_7	0.54121	0.34437	1.5716	0.1160409

Estimasi parameter model melalui metode SAR menghasilkan persamaan berikut:

$$\hat{y} = 4{,}747 + 0{,}284Wy - 0{,}034X_1 + 0{,}455X_3 - 0{,}719X_4 + 0{,}103X_5 + 0{,}471X_6 + 0{,}541X_7$$

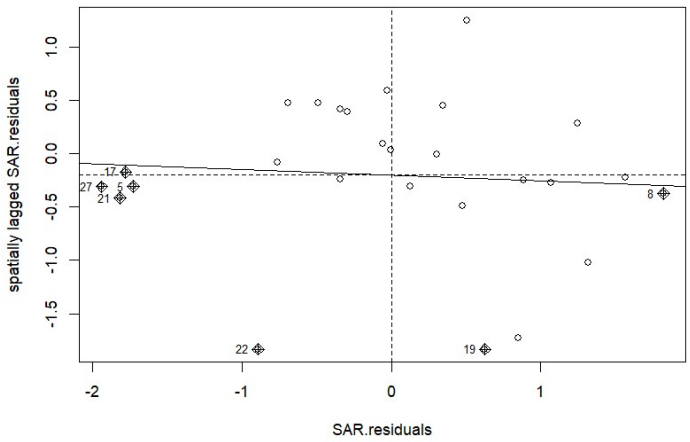
Parameter spasial rho sebesar 0.28442 menunjukkan adanya pengaruh spasial positif, namun tidak signifikan secara statistik pada taraf signifikansi 10%. Di antara variabel bebas yang dianalisis, hanya variabel X_4 yang signifikan memengaruhi tingkat pengangguran terbuka, dengan koefisien negatif sebesar -0.71855. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan variabel X_4 (tingkat partisipasi angkatan kerja) secara signifikan berkontribusi dalam menurunkan tingkat pengangguran terbuka. Sementara itu, variabel lain seperti X_1, X_3, X_5, X_6, dan X_7 tidak signifikan secara statistik dalam model ini.

Selanjutnya dilakukan deteksi terhadap adanya *spatial outlier* pada model Spatial Autoregressive (SAR) dengan menggunakan grafik *Moran's Scatterplot*. Hasil deteksi *spatial outlier* untuk data ini ditampilkan pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat bahwa terdapat beberapa *spatial outlier* pada residual SAR, ditandai oleh titik-titik yang menonjol dan terletak jauh dari pusat sebaran, terutama pada Kuadran III (kiri bawah) dan Kuadran IV (kanan bawah).

Hal ini menunjukkan bahwa terdapat observasi yang memiliki nilai residu yang ekstrem dan berbeda secara spasial dibandingkan dengan lokasi sekitarnya. Adanya *spatial outlier* ini mengindikasikan bahwa distribusi residu belum homogen, sehingga asumsi homogenitas varians belum terpenuhi. Dengan demikian, model SAR yang digunakan masih belum optimal dan perlu dilakukan perbaikan.

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X



Gambar 3. Autokorelasi Residu SAR

Terdeteksinya *spatial outlier* pada model SAR dan adanya indikasi spasial yang lemah pada uji Robust LM (lag), maka dilakukan analisis lanjutan dengan menggunakan model *Robust Spatial Autoregressive* M-*Estimator*. Estimasi nilai parameter β pada model diperoleh melalui proses iteratif dengan pendekatan metode Iteratively Reweighted Least Square (IRLS). Hasil akhir dari estimasi parameter pada model *Robust Spasial Autoregressive* (RSAR) dengan estimator-M ditampilkan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Pendugaan parameter model *Robust Spasial Autoregressive S-Estimator*

Variabel	Koefesien	P-*value*
rho	0.3368292	0.5616651976
Intercept	13.7682242	0.0002068047
X_1	3.9676294	0.0463830285
X_3	0.9253030	0.3360864192
X_4	5.5521715	0.0184577745
X_5	3.1090573	0.0778580124
X_6	1.7010721	0.1921478328
X_7	2.5133122	0.1128884411

Hasilnya, variabel X_1, X_4, dan X_6 menunjukkan pengaruh signifikan terhadap tingkat pengangguran terbuka dengan p-value masing-masing di bawah 0.10. Khususnya, X_4 kembali menunjukkan hubungan negatif yang kuat dan signifikan dengan p-value = 0.01845, menguatkan temuan sebelumnya bahwa variabel ini memiliki pengaruh nyata dalam menurunkan tingkat pengangguran terbuka.

Koefisien rho pada model robust sebesar 0.33683, meskipun tidak signifikan, tetap mengindikasikan adanya efek spasial, namun dengan kontribusi yang lebih kecil dibandingkan faktor internal wilayah. Oleh karena itu, model *Robust* SAR M-*Estimator* dinilai lebih representatif karena mampu mengatasi outlier dan mengidentifikasi variabel yang benar-benar signifikan. Model yang diperoleh sebagai berikut:

$$\hat{y} = 13.768 + 0{,}337Wy + 3.968X_1 + 0.925X_3 + 5.552X_4 + 3.109X_5 + 1.701X_6 + 2.513X_7$$

E. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk membandingkan kinerja model estimasi yang dihasilkan oleh masing-masing metode, guna menentukan model yang paling sesuai dalam menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Barat.

Tabel 9. Pemilihan model terbaik

Model	*R-square*
OLS 7 variabel bebas	0.6123
OLS 6 variabel bebas	0.5929
SAR	0.624522
Robust SAR	0.8626104

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

Tabel 9 menyajikan nilai R-*square* dari beberapa model, yaitu OLS dengan 7 dan 6 variabel bebas, model SAR, dan model Robust SAR. Berdasarkan nilai R-square, terlihat bahwa model Robust SAR memiliki nilai tertinggi sebesar 0.8626, yang menunjukkan bahwa model ini mampu menjelaskan variasi data dengan lebih baik dibandingkan model lainnya. Oleh karena itu, model Robust SAR dipilih sebagai model terbaik, karena selain memiliki kemampuan prediksi yang lebih tinggi, juga mampu menangani keberadaan *spatial outlier* melalui penggunaan *estimator*-M, yang tidak ditangani dengan baik oleh model SAR standar maupun OLS.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, penelitian ini mengidentifikasi bahwa model Robust Spatial Autoregressive (Robust SAR) dengan M-Estimator merupakan model terbaik untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Barat. Model ini mampu menjelaskan 86,26% variasi data dan lebih efektif dalam menangani *spatial outliers* dibandingkan dengan model OLS maupun SAR biasa. Hasil estimasi menunjukkan bahwa variabel rata-rata lama sekolah (X1) menunjukkan pengaruh positif yang signifikan, mengindikasikan bahwa peningkatan kualitas pendidikan berpotensi menurunkan tingkat pengangguran terbuka. Sementara itu, tingkat partisipasi angkatan kerja (X_4) memberikan dampak negatif yang kuat dan signifikan, menegaskan bahwa semakin tinggi partisipasi angkatan kerja, semakin rendah tingkat pengangguran. Di sisi lain, kepadatan penduduk (X6) meskipun tidak terlalu signifikan menunjukkan tren negatif yang mengarah pada wilayah dengan kepadatan penduduk tinggi cenderung memiliki tingkat pengangguran lebih rendah. Temuan ini menegaskan pentingnya mempertimbangkan efek spasial serta ketahanan terhadap outlier dalam analisis ketenagakerjaan. Implikasi kebijakan dari penelitian ini adalah perlunya intervensi berbasis wilayah untuk menangani disparitas pengangguran di Provinsi Jawa Barat. Langkah strategis yang dapat diambil antara lain meningkatkan kualitas pendidikan, mendorong partisipasi angkatan kerja, dan mengoptimalkan distribusi penduduk dan industri.

DAFTAR PUSTAKA

Ahadi, G.D. and Zain, N.N.L.E. (2023) 'Pemeriksaan Uji Kenormalan dengan Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling dan Shapiro-Wilk', *Eigen Mathematics Journal*, 6(1), pp. 11–19. Available at: https://doi.org/10.29303/emj.v6i1.131.

Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers.

Baddeley. A.. Rubak. E.. dan Turner. R. (2015). *Spatial point patterns: methodology and applications with R*. Chapman and Hall/CRC.

Hall. J.E. (1992). "Treatment and Use of Sewage Sludge". dalam *the Treatment and Handling of Wastes*. eds. Bradshaw. A.D.. Southwood. R.. dan Warner. F.. Chapman and Hall. London. hal. 63-82.

Hasbi Yasin, Arief Rachman Hakim, Budi Warsito. 2016. *Regresi Spasial (Aplikasi Dengan R)*.

Hastie. T. J.. dan Tibshirani. R. J. (1990). *Generalized Additive Models*. London: Chapman & Hall.

Indonesian National Center Earthquake Studies PSGN (2017). *Peta Sumber dan Bahaya Gempa Indonesia Tahun 2017*. Badan Penelitian dan Pengembangan Kememterian Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat. Bandung.

Internet News Group Comp. Compression (1995). *Frequently Asked Question Part I. Subject (17): What is the State of Fractal Image Compression?*. Entry from Mair. P. mair@Zariski.harvard.edu.

Jalilian, A., Guan, Y., & Waagepetersen, R. P. (2013). Decomposition of variance for spatial Cox processes. *Scandinavian Journal of Statistics*, *40*(1), 119–137.

Neuman. S.P. (1980). "Adjoint-State Finite Element Equations for Parameter Estimation". *Proceedings of Third International Conference on Finite Elements in Water Resources*. Eds: Wang. S. Y. et al.. University of Mississippi. Mississippi. hal. 189-215.

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402

ISSN(*Print*) : 3025-5511
ISSN(*Online*): 2985-475X

Neuman. S.P. (1980a). "A Statistical Approach to the Inverse Problem of Aquifer Hydrology. Improved Solution Method and Added Prespective". *Water Resources Research*. Vol. 16. No. 2. hal. 331-346.

Ningsih, E.P. (2023) 'Perbandingan Generalized Additive Model (Gam) Dan Geographically Weighted Regression (Gwr) Pada Pemodelan Investasi Daerah Di Provinsi Jawa Tengah'.

Puspita, Vivi Suci, and Teti Sofia Yanti. 2022. "Penerapan Analisis Regresi Spasial Untuk Menentukan Faktor-Faktor Penyebab Stunting Di Nusa Tenggara Barat Tahun 2021." *Bandung Conference Series: Statistics* 2(2):245–53. doi: 10.29313/bcss.v2i2.3917.

R, M. Yazid Permana, Dina Fitria, Yenni Kurniawati, and Fadhilah Fitri. 2024. "Early Marriage Factors Indonesian Using Spatial Regression Analysis." 2:439–45.

Rousseeuw, P. J., & Leroy, A. M. (2003). *Robust regression and outlier detection*. John Wiley & Sons.

Todaro, M. P., & Smith, S. C. (2020). *Economic development* (13th ed.). Pearson.

Wood. S.N. (2017). *Generalized Additive Models: An Introduction with R*. Boca Raton: Chapman&Hall/CRC.

©Department of Statistics, Universitas Negeri Padang
DOI: https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402