



Analisis Regresi Spasial pada Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Bengkulu Tahun 2020 Dikombinasikan dengan Aplikasi Arcmap dan Geoda

Meli Handayani Catur Putri¹, Rhifa Immaniah², Agita Andini^{2*}, Maimuna Kamal², Yunita Sari², Nurul Hidayati²,

¹Badan Pusat Statistik, Kota Bengkulu,

²Program Studi Statistika, Universitas Bengkulu,

*Corresponding Author: agitaandini6@gmail.com

Article Information

Article History:

Submitted: 12 25 2023

Accepted: 01 22 2024

Published: 01 22 2024

Key Words:

ArcMap

GeoDa

Poverty

Spatial Autoregressive Model (SAR)

Spatial regression

DOI:

<https://doi.org/10.33369/diophantine.v2i2.32045>

Abstract

Poverty is seen as the inability of the economic side to fulfill basic food and non-food needs measured based on the Poverty Line. The poverty rate in a region can also be influenced by poverty conditions in other regions. Bengkulu Province is one of the regions in Indonesia that cannot be separated from the problem of poverty. To analyze poverty in Bengkulu Province, a study was conducted using the spatial regression method. The data used was obtained from the Central Bureau of Statistics (BPS) of Bengkulu Province regarding the Percentage of Poor Population (PPM). The purpose of this research is to identify factors that affect poverty by considering spatial effects in Bengkulu Province in 2020 using GeoDa and Arcmap software. The spatial regression model used in this research is the Spatial Autoregressive Model (SAR). The SAR model shows that there are linkages between neighboring regions and it is found that the variables of open unemployment rate and GRDP distribution have a significant effect on poverty in Bengkulu Province. In addition, it is concluded that the SAR model is the best model because it produces an AIC value of 48.0022 which is smaller than the AIC value of the classical regression method.

1. PENDAHULUAN

Memajukan kesejahteraan umum merupakan salah satu tujuan pembangunan nasional Indonesia berdasarkan Pembukaan Undang-Undang Dasar 1945. Kesejahteraan umum merupakan kondisi terpenuhinya kebutuhan material, spiritual, dan sosial penduduk negara agar dapat hidup layak dan mampu mengembangkan diri, sehingga dapat melaksanakan fungsi sosial dan ekonominya. Salah satu kondisi yang dapat menggambarkan kesejahteraan umum di Indonesia adalah berdasarkan tingkat kemiskinan yang ada di Indonesia. Kesejahteraan dan tingkat kemiskinan memiliki hubungan berlawanan arah, dengan artian semakin tinggi kesejahteraan maka tingkat kemiskinan semakin rendah dan sebaliknya.

Menurut [1] kemiskinan merupakan suatu keadaan dimana seseorang mengalami kekurangan dalam menjamin kelangsungan hidup dimana penyebabnya antara lain adalah kurangnya kebutuhan dasar seperti pakaian, makanan, tingkat kesehatan, perumahan, dan pendidikan yang didapat dimana hal ini didasari oleh kurangnya aset dan pendapatan. Keterbatasan lapangan pekerjaan juga terkait dengan kemiskinan dan orang yang mengalami hal tersebut dikategorikan miskin tidak memiliki pekerjaan.

Selama kurun waktu tertentu, penduduk miskin di Provinsi Bengkulu mengalami fluktuasi yang beragam di setiap daerah. Perubahan ini terlihat saat membandingkan persentase penduduk miskin di setiap daerah pada tahun 2020. Meskipun ada kemungkinan bahwa jumlah penduduk yang tinggi dapat berdampak pada peningkatan jumlah penduduk miskin, hal tersebut tidak selalu berarti bahwa persentase penduduk miskin juga akan tinggi. Terdapat berbagai faktor yang dapat mempengaruhi peningkatan persentase penduduk

miskin, seperti tingkat pengangguran terbuka dan distribusi Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). Pengangguran terbuka adalah kondisi di mana masyarakat tidak memiliki pekerjaan, sehingga menyebabkan kesulitan dalam memenuhi kebutuhan hidup. Peningkatan tingkat pengangguran juga dapat berkontribusi pada kenaikan persentase penduduk miskin, karena hal ini mempengaruhi tingkat kemiskinan di masyarakat.

Persentase penduduk miskin di suatu wilayah juga sangat mungkin dipengaruhi oleh kondisi lingkungan atau geografis daerah tersebut, serta posisinya yang relatif dekat dengan wilayah lain. Oleh karena itu, kasus kemiskinan memenuhi syarat untuk dianalisis menggunakan metode regresi spasial. Jika data yang saling terkait dianalisis dengan menggunakan regresi sederhana, asumsi yang mendasari analisis tersebut dapat dilanggar, seperti adanya korelasi antara nilai sisa dan varian yang tidak konstan. Oleh karena itu, digunakan metode regresi spasial untuk mengamati pengaruh spasial pada kasus kemiskinan antar daerah yang berdekatan dan mengetahui faktor yang secara signifikan berpengaruh terhadap persentase penduduk miskin di Provinsi Bengkulu. Model regresi spasial yang digunakan dalam analisis ini adalah *Spatial Autoregressive Model* (SAR). SAR merupakan model yang mengikuti proses *autoregressive*, yaitu ditunjukkan dengan adanya hubungan ketergantungan antar sekumpulan pengamatan atau lokasi. Hubungan tersebut ditunjukkan dengan lag pada variabel dependen.

Pada penelitian Karim dan Lestari pada tahun 2019 memperoleh hasil bahwa laju pertumbuhan ekonomi dan tingkat pengangguran berpengaruh terhadap kemiskinan dan diperoleh model yang paling baik adalah model SAR [2]. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Rosa, dkk. pada tahun 2020 menghasilkan bahwa tingkat pengangguran terbuka dan persentase distribusi PDRB berpengaruh signifikan terhadap PPM Provinsi Bengkulu dengan model yang digunakan adalah model SAR [3]. Novitasari dan Khikmah pada tahun 2019 menemukan bahwa model SAR lebih baik digunakan daripada model SEM pada PPM Provinsi Bengkulu [4].

2. METODE

2.1 Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Bengkulu. Unit observasi pada penelitian ini adalah 10 kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu. Data yang digunakan yaitu data pada tahun 2020. Variabel dependen yang digunakan yaitu Persentase Penduduk Miskin (PPM). Sedangkan variabel independen meliputi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) sebagai X_1 dan distribusi Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) Atas Dasar Harga Berlaku sebagai X_2 .

2.2 Program

a. ArcGis

SIG ialah suatu teknologi atau sistem dengan basis komputer yang tujuan pembangunannya yakni dalam upaya pengumpulan, penyimpanan, pengolahan dan analisa, serta penyajian informasi dari sebuah fenomena ataupun objek yang berkaitan dengan letak ataupun keberadaan di dunia ini [5].

Ciri dari data geografis spasial yakni:

1. Dipergunakan dengan tujuan tertentu contohnya pengelolaan, pemantauan, maupun analisis.
2. Berkaitan dengan seluruh fenomena yang ada di bumi, contohnya objek, gejala, kejadian, atau data.
3. Berkaitan dengan aspek ruang contohnya pembangunan, kota dan persil.
4. Mempunyai *geometric properties* misalnya lokasi dan koordinat.

Menurut [4] ArcGis termasuk suatu solusi perangkat lunak (*software*) aplikasi SIG (sistem informasi geografis) yang integral. ArcGis mengandung sejumlah aplikasi sistem informasi geografis dengan fungsinya masing-masing. Misalnya yakni ArcReader, ArcCatalog, ArcMap, dan ArcView. ArcGlobe ialah aplikasi yang termasuk ekstensi ArcGIS 3D *Analyst*, dengan kemampuan untuk menayangkan informasi geografis berbentuk kenampakan 3D yang dinamis, ArcCatalog dipergunakan dalam pengorganisasian dan pengelolaan seluruh informasi geografis misalnya *services* SIG, metadata, *toolboxes* untuk *geoprocessing*,

geodatabases, data-data format file, serta peta. ArcMap ialah aplikasi utama pada ArcGIS, yang bisa dipergunakan dalam *editing* dan *mapping*, serta guna analisa dan *query* yang mengacu pada peta. ArcToolbox termasuk koleksi dari *tools geoprosesing*.

Arcgis merupakan salah satu perangkat lunak dekstop Sistem Informasi Geografis dan pemetaan yang telah dikembangkan oleh ESRI. Dengan ArcGis, pengguna dapat memiliki kemampuan– kemampuan untuk melakukan visualisasi, meng-*explore*, menjawab query (baik basis data spasial maupun non-spasial), menganalisis data secara geografis, dan sebagainya. [6].

ArcMap merupakan aplikasi utama yang di gunakan dalam pengolahan data GIS. ArcMap memiliki kemampuan untuk visualisai, editing, pembuatan peta tematik, pengolahan dari data (Excel), memilih (*Query*), menggunakan fitur *geoprocessing* untuk menganalisa dan *costumize* data ataupun melakukan output berupa tampilan peta. Operator juga dapat mengelola data yang diinginkan.

b. GeoDa

GeoDa pertama kali diperkenalkan oleh Luc Anselin tahun 2002. *Software* ini dikembangkan dengan tujuan untuk memfasilitasi eksplorasi dan analisis data spasial dari hal yang sederhana sampai pemodelan yang kompleks [7]. *Software* ini menekankan pada kemampuan untuk visualisasi map seperti *outlier maps*, *smoothing rate maps*, *cartogram map*, dan *map animasi*). Eksplorasi data meliputi grafik *statistic*, *parallel coordinates plot*, *codintional plots* dan eksplorasi khusus untuk spasial data. *Software* ini juga dirancang untuk mampu melakukan perhitungan spatial autokorelasi baik yang univariate ataupun yang bivariate. Geoda juga didesain mampu menganalisis data input berupa *shape file* dari *coordinate poin* dan juga *polygon* dan koordinat *centroid*. *Software* ini juga memiliki fasilitas untuk membuat matrik bobot spasial menurut kriteria *contiguity*, *distance*, dan juga *k-nearest neighbor*. Model *spatial regression* juga terfasilitasi oleh GeoDa. *Software* ini dapat dioperasikan pada sistem operasi Windows, IOS dan juga Linux [8].

2.3 Model

Ada dua metode utama dalam hal ini, regresi klasik dan regresi spasial sebagai berikut:

a. Regresi Klasik

Hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor dapat dijelaskan secara matematis dengan regresi. Model regresi linier berganda sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Pada persamaan 1 dimana y_i = Respons peubah terhadap pengamatan — i ($i = 1, 2, \dots, n$), β_0 = Konstan. x_{ij} = Parameter regresi ke- j ($j = 1, 2, \dots, k$), β_i = peubah prediktor ke- j pada observasi ke- i , ε_i = Residual yang diasumsikan identik, independen, dan berdistribusi normal dengan nol mean dan varians σ^2 , n = jumlah pengamatan.

Residual Assumption Test

Ordinary Least Square (OLS) sebagai model regresi klasik sangat ketat dengan asumsi. Indikasi pengaruh spasial akan naik jika tidak memenuhi asumsi.

Analisis regresi perlu memenuhi asumsi galat, yaitu:

i) Asumsi normal

Asumsi normal akan menguji normalitas distribusi residu. Perkiraan OLS tidak dapat digunakan jika asumsi ini tidak terpenuhi. Beberapa tes untuk asumsi distribusi normal adalah *Anderson Darling test*, *Kolmogorov-Smirnov test*, *Jarque Bera test*, and *Skewnes-kurtosis*.

Uji Statistik:

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \quad (2)$$

Dimana:

JB: *Jarque Bera*

n: Jumlah Sampel

$$K = \frac{\hat{\mu}_4}{\hat{\sigma}^4} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (3)$$

$$S = \frac{\hat{\mu}_3}{\hat{\sigma}^3} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (4)$$

Dimana:

S: *Expected Skewness*

K: *Expected Excess Kurtosis*

ii) Asumsi Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan keadaan dimana terjadi hubungan linear yang sempurna atau mendekati antar variabel independen dalam model regresi. Suatu model regresi dikatakan mengalami multikolinearitas jika ada fungsi linear yang sempurna pada beberapa atau semua independen variabel dalam fungsi linear. Gejala adanya multikolinearitas antara lain dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dan *Tolerance* nya. Jika nilai VIF < 10 dan Tolerance > 0.1 maka dinyatakan tidak terjadi multikolinearitas.

iii) Asumsi Heteroskedastisitas

Asumsi heteroskedastisitas dilakukan untuk melihat apakah terdapat ketidaksamaan varians dari residual satu ke pengamatan ke pengamatan yang lain. Jika varian dari residual satu pengamatan ke pengamatan lain tetap, maka disebut homoskedastisitas, dan jika variance dari residual satu pengamatan ke pengamatan lain berbeda disebut heteroskedastisitas [9].

b. Model Regresi Spasial

Metode Regresi Spasial merupakan pengembangan dari model regresi sederhana untuk mendapatkan informasi pengamatan yang dipengaruhi efek ruang atau lokasi [10]. Regresi spasial merupakan pengembangan dari metode regresi linier klasik. Pengembangan itu berdasarkan hukum Tobler geografi pertama yang menyatakan bahwa segala sesuatu saling berhubungan satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang dekat mempunyai pengaruh yang lebih daripada sesuatu yang jauh. Ini berarti adanya pengaruh tempat atau spasial pada data yang dianalisis.

Ciri dari pemodelan spasial adalah adanya matriks pembobot yang merupakan penanda adanya hubungan antara suatu wilayah dengan wilayah lain [11]. Matriks pembobot spasial berdasarkan persinggungan batas ini dinyatakan dalam kode binary, yang terdiri dari nilai bobot 0 dan 1. Untuk menentukan nilai dari elemen-elemen matriks pembobot spasial bergantung pada definisi ketetanggaan masing-masing observasi dan membutuhkan peta untuk melihat batas-batas wilayahnya. Semakin dekat daerah atau lokasinya maka akan memperbesar nilai pembobot pada elemen yang saling bersesuaian. Model umum regresi spasial dinyatakan sebagai berikut:

$$y = \rho W y + X \beta + u \quad (5)$$

$$u = \lambda W u + \varepsilon$$

Beberapa model yang bisa dibentuk dari model umum regresi spasial ini, yaitu:

i) Apabila $\rho = 0$ dan $\lambda = 0$, maka menjadi model regresi klasik

$$Y = X \beta + \varepsilon \quad (6)$$

ii) Rumus penaksir parameter kuadrat terkecil, yaitu sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = (X^t X)^{-1} X^t Y \quad (7)$$

iii) Jika nilai $W_1 = 0$ atau $\lambda = 0$ maka akan menjadi *Spatial Autoregressive Model* (SAR)

$$y = \rho W y + X \beta + \varepsilon \quad (8)$$

iv) Jika nilai $W_2 = 0$ atau $\rho = 0$ maka akan menjadi model *Spatial Error Model* (SEM)

$$y = X \beta + \lambda W u + \varepsilon \quad (9)$$

v) Jika nilai $W_1, W_2 \neq 0, \lambda \neq 0$ atau $\rho \neq 0$ disebut *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA). Bentuk umum persamaan SARMA adalah sebagai berikut:

$$y = \rho W y + X \beta + (I - \lambda W)^{-1} \varepsilon \quad (10)$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$$

c. *Spatial Autoregressive Model* (SAR)

Spatial Autoregressive Model (SAR) merupakan model regresi linier yang terjadi karena terdapat ketergantungan nilai variabel dependen pada suatu wilayah dengan wilayah lain. Model umum untuk metode SAR yaitu [12]:

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

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

Dimana y = vektor variabel dependen berukuran $n \times 1$, ρ = koefisien variabel dependen lag spasial, W = matriks bobot spasial, X = matriks variabel independen berukuran $n \times k$, β = parameter yang mencerminkan pengaruh variabel independen terhadap variasi pada variabel dependen

d. Uji Moran's I

Ketergantungan antara suatu lokasi dengan lokasi lain yang letaknya berdekatan menyebabkan terjadinya autokorelasi spasial. Salah satu uji yang digunakan dalam pemeriksaan keberadaan autokorelasi spasial secara global yaitu Moran's I yang dapat diperoleh dengan formula sebagai berikut:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (12)$$

Dimana I = global Moran's I, n = jumlah observasi spasial, x_i = variabel observasi ke-i, x_j = variabel observasi ke-j, $\bar{x}$ = rata-rata variabel, w_{ij} = bobot spasial antara observasi i dan j.

Morans'I memiliki nilai yang berkisar antara $-1 < I < 1$. Adapun hipotesis pengujian yang dilakukan yaitu:

$H_0: I = E(I)$ (tidak terdapat autokorelasi spasial)

$H_0: I \neq E(I)$ (terdapat autokorelasi spasial)

Kriteria penolakan: tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$.

e. Uji *Lagrange Multiplier*

i) Uji *Lagrange Multiplier Lag*

Uji *Lagrange Multiplier Lag* dilakukan dalam pemeriksaan keberadaan autokorelasi spasial lag pada variabel dependen. Hipotesis pengujian yang dilakukan yaitu:

$H_0: \rho = 0$ (tidak terdapat autokorelasi spasial lag pada variabel dependen)

$H_1: \rho \neq 0$ (terdapat autokorelasi spasial lag pada variabel dependen)

Kriteria penolakan: tolak H_0 jika $LM_{lag} > \chi_{\alpha,1}^2$.

ii) Uji *Lagrange Multiplier Error*

Uji *Lagrange Multiplier Error* dilakukan dalam pemeriksaan keberadaan autokorelasi spasial pada error.

Hipotesis pengujian yang dilakukan yaitu:

$H_0: \lambda = 0$ (tidak terdapat autokorelasi spasial pada error)

$H_0: \lambda \neq 0$ (terdapat autokorelasi spasial pada error)

Kriteria penolakan: tolak H_0 jika $LM_{err} > \chi_{\alpha,1}^2$.

f. Uji *Robust Lagrange Multiplier*

Robust LM merupakan modifikasi dari *Lagrange Multiplier* digunakan untuk mengatasi *local misspesification*. Oleh karena itu Anselin melakukan modifikasi terhadap uji LM pada model dependensi spasial untuk mengatasi masalah *local misspesification* yang didasarkan pada estimasi OLS (*Ordinary Least Square*) yang dinamakan *Robust LM*. Penggunaan statistik uji *Robust LM* didasarkan pada pengujian dengan statistik uji LM. Pengujian dengan menggunakan *Lagrange Multiplier* (LM) bisa disebut sebagai pengujian satu arah dalam artian bahwa statistik uji tersebut dirancang untuk menguji spesifikasi salah satu hipotesis benar pada saat yang lain dianggap nol [13]. Statistik uji LM merupakan pengujian tunggal dengan mengasumsikan parameter yang lain bernilai nol, misalnya pada uji LM *lag* dengan $H_0: \rho = 0$ dengan asumsi $\lambda = 0$ demikian pula sebaliknya dimana pada uji LM *error* dengan $H_0: \lambda = 0$ dengan asumsi nilai $\rho = 0$.

Pada *Robust LM* dilakukan modifikasi pada hipotesis pada uji LM dengan spesifikasi hipotesis benar dianggap nol sedangkan parameter lain tidak sama dengan nol, misalnya misalnya pada uji LM *lag* dengan $H_0: \rho = 0$ dengan asumsi $\lambda \neq 0$ demikian pula sebaliknya dimana pada uji LM *error* dengan $H_0: \lambda = 0$ dengan asumsi nilai $\rho \neq 0$. Ide penggunaan statistik uji *Robust LM* didasarkan pada pengujian dengan statistik uji LM yang signifikan pada ke dua statistik uji sehingga belum dapat disimpulkan model regresi mana yang digunakan.

i) *Robust LM Lag*

Pada RLM *lag* dilakukan modifikasi pada statistik uji LM, dimana saat melakukan pengujian terhadap $\rho = 0$ dan $\lambda \neq 0$. Modifikasi LM sebagai berikut:

$$LM_{\rho}^* = (D_{\rho} - \psi_{\lambda\rho}\psi_{\lambda\lambda}^{-1}D_{\lambda})'(\psi_{\rho\rho} - \psi_{\lambda\rho}\psi_{\lambda\lambda}^{-1}\psi_{\lambda\rho})^{-1}(D_{\rho} - \psi_{\lambda\rho}\psi_{\lambda\lambda}^{-1}D_{\lambda})' \quad (13)$$

$$LM_{\rho}^* = \frac{\left[\frac{e'W_1}{\sigma^2} - T_{12}T_{22}^{-1} - \frac{e'W_1e}{\sigma^2} \right]^2}{\frac{D}{\sigma^2} - (T_{21})^2T_{22}^{-1}}$$

Dimana $J = (W_1X\tilde{\beta})'M(W_1X\tilde{\beta}) + T_{11}\hat{\sigma}^2$, $T_{11} = tr(W_1'W_1 + W_1W_1)$, $T_{12} = tr(W_1'W_2 + W_1W_2)$, $T_{21} = tr(W_2'W_1 + W_2W_1)$, $T_{22} = tr(W_2'W_2 + W_2W_2)$.

Apabila matriks penimbang spasial $W_1 = W_2 = W$, maka LM_{ρ}^* adalah sebagai berikut:

$$LM_{\rho}^* = \frac{\left[\frac{e'W_y}{\sigma^2} - \frac{e'We}{\sigma^2} \right]^2}{\hat{\sigma}^{-2}J - T} = \frac{\left[\frac{e'W_y}{\sigma^2} - \frac{e'We}{\sigma^2} \right]^2}{J - T} \quad (14)$$

LM_{ρ}^* ini disebut dengan statistic uji RLM *Lag*. Keputusan tolak H_0 jika nilai RLM $> X_{(K)}^2$.

ii) *Robust LM Error*

Pada RLM *error* dilakukan modifikasi pada statistik uji LM, dimana saat melakukan pengujian terhadap $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ maka modifikasinya menjadi:

$$LM_{\lambda}^* = (D_{\lambda} - \psi_{\rho\lambda}\psi_{\rho\rho}^{-1}D_{\rho})'(\psi_{\lambda\lambda} - \psi_{\rho\lambda}\psi_{\rho\rho}^{-1}\psi_{\rho\lambda})^{-1}(D_{\lambda} - \psi_{\rho\lambda}\psi_{\rho\rho}^{-1}D_{\rho}) \quad (15)$$

$$LM_{\rho}^* = \frac{\left[\frac{e'W_2e}{\sigma^2} - T_{21}\hat{\sigma}^2J^{-1} - \frac{e'W_1y}{\sigma^2}\right]^2}{T_{22} - (T_{21})^2\hat{\sigma}^2J^{-1}}$$

Dimana $J = (W_1X\tilde{\beta})'M(W_1X\tilde{\beta}) + T_{11}\hat{\sigma}^2$

Apabila matriks penimbang spasial $W_1 = W_2 = W$, maka LM_{ρ}^* adalah sebagai berikut:

$$LM_{\lambda}^* = \frac{\left[\frac{e'W_2e}{\sigma^2} - T\hat{\sigma}^2J^{-1} - \frac{e'W_1y}{\sigma^2}\right]^2}{T - T^2\hat{\sigma}^2J^{-1}} \quad (16)$$

$$\frac{\left[\frac{e'W_2e}{\sigma^2} - TJ^{-1}e'W_1y\right]^2}{T - T^2\hat{\sigma}^2J^{-1}}$$

LM_{λ}^* ini disebut dengan statistic uji RLM Error. Keputusan tolak H_0 jika nilai RLM $> X_{(K)}^2$.

2.4 Metode Analisis

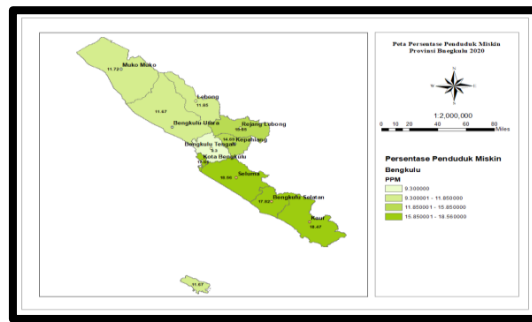
Tahapan analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Analisis deskriptif menggunakan peta tematik pada *software Arcmap*
2. Melakukan estimasi parameter dengan model regresi linier klasik menggunakan *software GeoDa*
3. Melakukan uji asumsi klasik menggunakan *software GeoDa* dan R Studio
4. Melakukan uji Moran's I menggunakan *software GeoDa*
5. Melakukan uji *Lagrange Multiplier* menggunakan *software GeoDa*
6. Melakukan uji *Robust Lagrange Multiplier* menggunakan *software GeoDa*
7. Melakukan estimasi parameter dengan model regresi spasial yang terpilih pada uji *Robust Lagrange Multiplier* menggunakan *software GeoDa*
8. Melakukan uji kebaikan model dengan menggunakan *software GeoDa*
9. Interpretasi model regresi spasial

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Eksplorasi data

Persentase penduduk miskin (PPM) Provinsi Bengkulu 2020 diduga dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti tingkat pengangguran terbuka dan persentase distribusi PDRB. Peta tematik Persentase penduduk miskin Provinsi Bengkulu 2020 di tampilkan pada Gambar 1. Pada peta tersebut, terlihat gradasi warna yang menunjukkan semakin pekat warna wilayahnya, maka semakin tinggi pula Persentase penduduk miskin di wilayah tersebut. Berdasarkan Gambar 1, nilai PPM tertinggi berada pada Kabupaten Seluma dengan persentase sebesar 18,56% dan terendah pada Kabupaten Bengkulu Tengah sebesar 9.3%. Beberapa kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu yang lokasinya berdekatan memiliki warna yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa kabupaten/kota yang berdekatan memiliki nilai PPM yang hampir sama. Sehingga dapat dikatakan terdapat indikasi bahwa terjadi autokorelasi spasial. Aplikasi *ArcMap* dapat menghasilkan peta penyebaran peubah PPM dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Peta persentase penduduk miskin yang dihasilkan oleh *software ArcMap* bisa dilihat pada gambar berikut:

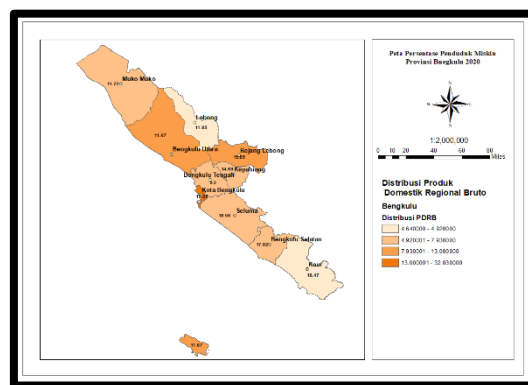


Gambar 1. Peta Persentase Penduduk Miskin Provinsi Bengkulu Tahun 2020

Berdasarkan gambar 1, wilayah Provinsi Bengkulu dibagi menjadi 4 bagian. Pengklasifikasian wilayah tersebut disajikan dalam tabel 1.

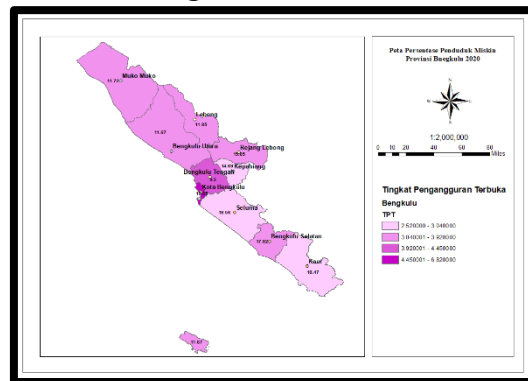
Tabel 1. Klasifikasi Tingkatan Persentase Penduduk Miskin.

No	Wilayah 1 < 9.3	Wilayah 2 9.31 – 11.85	Wilayah 3 11.851 – 15.85	Wilayah 4 15.851 – 18.56
1.	Bengkulu Tengah	Muko-muko	Rejang Lebong	Seluma
2.		Lebong	Kepahiang	Bengkulu Selatan
3.		Bengkulu Utara		Kaur
4.				Kota Bengkulu



Gambar 2. Peta Penyebaran Distribusi PDRB Bengkulu Tahun 2020

Berdasarkan gambar 2 terlihat bahwa untuk daerah kota Bengkulu memiliki warna orange kegelapan yang artinya distribusi PDRB di daerah tersebut paling tinggi diantara daerah lainnya. Selain itu untuk daerah yang memiliki warna putih pucat menandakan bahwa daerah tersebut memiliki distribusi PDRB paling rendah, contohnya yaitu Kaur dan Lebong.



Gambar 3. Peta Penyebaran Tingkat Pengangguran Terbuka Bengkulu Tahun 2020

Berdasarkan gambar 3 terlihat bahwa untuk daerah kota Bengkulu memiliki warna ungu kegelapan yang artinya Tingkat pengangguran terbuka di daerah tersebut paling tinggi diantara daerah lainnya. Selain itu

untuk daerah yang memiliki warna ungu pucat menandakan bahwa daerah tersebut memiliki distribusi PDRB paling rendah, contohnya yaitu Kepahiang, Kaur dan Seluma.

3.2 Analisis Deskriptif

Gambaran umum PPM Provinsi Bengkulu tahun 2020 dapat dilihat pada Gambar 1. Menurut BPS, PPM merupakan persentase penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan. Dari gambar tersebut terlihat bahwa PPM kabupaten/kota di provinsi Bengkulu pada tahun 2020 menyebar berbada-beda tiap kabupaten kota nya. PPM tertinggi dimiliki oleh Kabupaten Seluma. Sebagian besar kabupaten/kota di Provinsi Bengkulu yang lokasinya berdekatan memiliki warna yang sama. Fenomena ini menunjukkan bahwa kabupaten/kota yang berdekatan memiliki nilai PPM yang hampir sama. Dengan demikian, dapat dikatakan terdapat indikasi bahwa terjadi autokorelasi spasial.

3.3 Model Regresi Linier Klasik

Estimasi parameter model regresi klasik dengan OLS yang melibatkan semua variabel-variabel independen untuk mengidentifikasi variabel-variabel independen yang signifikan berpengaruh terhadap variabel dependen. Dengan bantuan software *Geoda* diperoleh hasil berikut:

Tabel 2. Uji *Ordinary Least Square* (OLS) Berdasarkan *Output Geoda*.

Variabel	Estimasi Parameter	T-hitung	P-value
Konstan	22.7125	5.21	0.001
TPT (X_1)	-3.5924	-2.21	0.063
Jaminan kesehatan (X_2)	0.5736	2.4	0.047
F statistic = 2.92		R ² =45%.	
Signifikansi $\alpha = 10\%$		AIC=51.7515	

Hasil estimasi parameter dengan model linier dapat dilihat pada persamaan berikut:

$$\hat{y}_i = 22.7125 - 3.5924X_1 + 0.573624X_2 \quad (17)$$

Model tersebut memiliki R^2 *Adjusted* sebesar 0.4546. Nilai tersebut menyatakan bahwa variabel TPT dan distribusi PDRB dapat menjelaskan varians PPM sebesar 45.46% dan sisanya dijelaskan oleh variabel lain yang belum masuk dalam model tersebut. Selanjutnya dilakukan uji asumsi klasik. Hasil uji asumsi klasik dengan $\alpha = 0.1$ dapat dilihat pada tabel berikut:

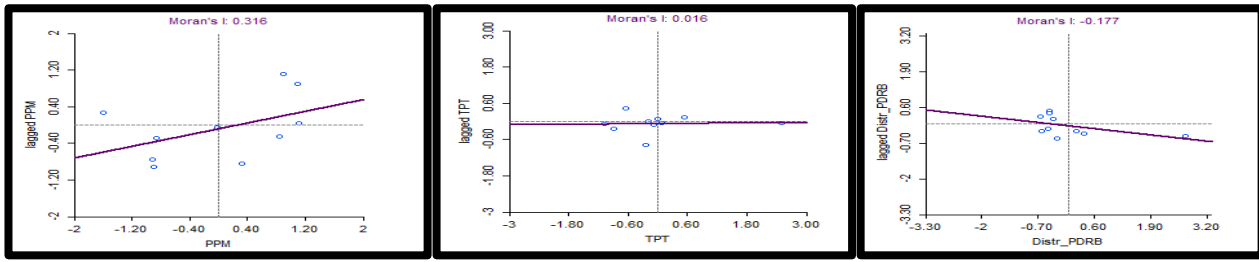
Tabel 3. Hasil Uji Asumsi Klasik Berdasarkan *Output Geoda*.

Asumsi	Nilai Statistik Uji	keputusan	kesimpulan
Multikolinearitas	4.24	Terima H_0	Tidak terdapat multikolinearitas
Normalitas	0.57	Terima H_0	Error berdistribusi normal
Homoskedastisitas	0.65	Terima H_0	Error model memiliki varians yang konstan

Dari Tabel 3. dapat dilihat bahwa asumsi klasik yaitu multikolinearitas, normalitas, dan homoskedastisitas sudah terpenuhi.

3.4 Moran's I

Berdasarkan *Output Geoda* dihasilkan sebaran Moran pada gambar 4, yang menunjukkan bahwa PPM memiliki autokorelasi positif. Sedangkan pada variabel distribusi PDRB memiliki autokorelasi negatif. Sementara itu tingkat pengangguran terbuka menunjukkan tanda yang kurang jelas. Berikut ini hasil indeks Moran yang diperoleh *software Geoda*:



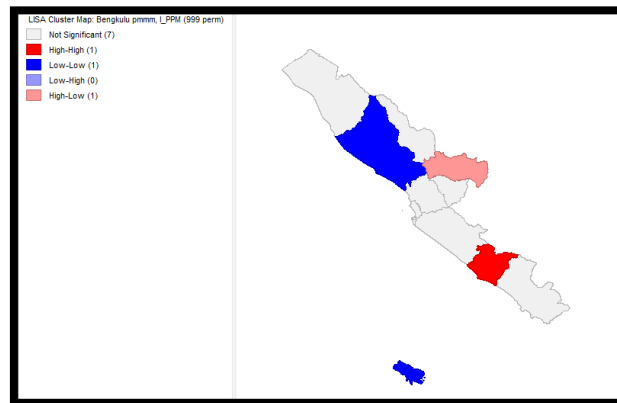
Gambar 4. Indeks Moran untuk PPM, TPT dan Distibusi PDRB Bengkulu Tahun 2020.

Pemeriksaan keberadaan autokorelasi spasial digunakan dengan nilai Moran's I. Penelitian ini melakukan uji signifikansi pada $\alpha = 0.1$. Penghitungan matriks pembobot spasial perlu dilakukan terlebih dahulu untuk memperoleh nilai Moran's I. Matriks pembobot spasial yang digunakan adalah *Queen Contiguity* (persinggungan sisi-sudut).

Dengan menggunakan *Queen Contiguity*, diperoleh nilai statistik uji Moran's I sebagai berikut:

$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} = 2.4481$$

Berdasarkan penghitungan tersebut, $Z_{hitung} = 2.4481 > Z_{\alpha/2} = 1.64$ maka diperoleh keputusan tolak H_0 yang artinya terjadi autokorelasi spasial pada PPM di kabupaten/kota Provinsi Bengkulu tahun 2020. Nilai I yang lebih besar dari $E(I)$ menyatakan bahwa autokorelasi spasial yang terjadi adalah autokorelasi positif. Signifikansi autokorelasi spasial secara lokal dapat dilihat melalui *Local Indicator of Spatial Autocorrelation* (LISA) yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. *Local Indicator of Spatial Autocorrelation* (LISA) Berdasarkan Output Geoda.

Gambar 5 merupakan hasil pemetaan daerah yang terindikasi autokorelasi spasial. Warna putih menandakan bahwa daerah tersebut tidak terindikasi autokorelasi spasial, pada Gambar 5 terdapat 7 daerah yang berwarna putih. Sedangkan warna merah, biru dan pink menandakan bahwa daerah tersebut terindikasi autokorelasi spasial berdasarkan kategori. Warna merah dikategorikan daerah yang *high-high* sebanyak 1 daerah, warna biru dikategorikan daerah yang *low-low* sebanyak 1 daerah serta warna pink dikategorikan daerah yang *high-low* sebanyak 1 daerah. Daerah yang terindikasi autokorelasi spasial dan daerah yang tidak terindikasi autokorelasi spasial disajikan dalam bentuk tabel sebagai berikut:

Tabel 4. Pemetaan Daerah Terindikasi Autokorelasi Spasial.

Kategori	Daerah
Daerah yang terindikasi autokorelasi	Merah: Bengkulu Selatan Biru: Bengkulu Utara Pink: Rejang Lebong
Daerah yang tidak terindikasi autokorelasi	Bengkulu Tengah, Kaur, Kepahiang, Kota Bengkulu, Lebong, Muko Muko, Seluma

3.5 Lagrange Multiplier

Uji *Lagrange Multiplier* digunakan untuk memilih model regresi spasial yang sesuai. Berdasarkan *Output Geoda*, diperoleh hasil uji *Lagrange Multiplier* pada *lag* dan *error* dengan $\alpha = 0.1$ dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 5. Hasil uji *Lagrange Multiplier* Berdasarkan *Output Geoda*.

Uji	Nilai Statistik	P-value	Keputusan	Kesimpulan
LM_{lag}	5.2676	0.02173	Tolak H_0	Terdapat autokorelasi spasial <i>lag</i> pada variabel dependen
LM_{error}	3.8708	0.04913	Tolak H_0	Terdapat autokorelasi spasial pada <i>error</i>

Uji *LM lag* bertujuan untuk mengidentifikasi adanya keterkaitan antar wilayah. Sementara uji *LM error* digunakan untuk mengidentifikasi adanya keterkaitan *error* antar wilayah. Berdasarkan tabel dapat diketahui bahwa *p-value* *LM lag* adalah 0.022 dan *p-value* *LM error* adalah 0.049. Dengan menggunakan $\alpha = 10\%$ dapat disimpulkan bahwa tolak H_0 pada *LM lag* maupun *LM error*, artinya terdapat efek spasial *error* dan *lag* dalam model sehingga dilanjutkan dengan pengujian *Robust LM*.

Tabel 6. Hasil uji Lanjutan *Robust Lagrange Multiplier* Berdasarkan *Output Geoda*.

Uji	Nilai Statistik	P-value	Keputusan	Kesimpulan
<i>Robust LM_{lag}</i>	3.0566	0.08041	Tolak H_0	Terdapat autokorelasi spasial <i>lag</i> pada variabel dependen
<i>Robust LM_{error}</i>	1.6598	0.19764	Terima H_0	Tidak terdapat autokorelasi spasial pada <i>error</i>

Dari Tabel 5. dapat disimpulkan bahwa dengan signifikansi 10% terdapat autokorelasi spasial *lag* pada variabel dependen, sehingga model regresi spasial yang dapat digunakan pada penelitian ini adalah *Spatial Autoregressive Model* (SAR).

3.6 Model SAR

Tabel 7 menunjukkan hasil pemodelan SAR menggunakan *software* Geoda. Model persamaan yang terbentuk yaitu

Tabel 7. Pendugaan Parameter SAR untuk variabel Penjelas yang Signifikan Berdasarkan *Output Geoda*.

Variabel	Estimasi	ZValue	P-value
ρ	0.6255	3.059	0.00222
Intercept	13.3297	3.58	0.00034
TPT (X_1)	-3.6412	4.37	0.00001
Distribusi PDRB (X_2)	0.6243	-3.83	0.00013
AIC model SAR = 48.0022		$R^2 = 74\%$	
Signifikansi $\alpha = 10\%$			

Hasil estimasi parameter dengan model SAR dapat dilihat pada persamaan berikut:

$$\hat{y}_i = 0.6255 W y + 13.3297 - 3.6412 X_1 + 0.6243 X_2 \quad (18)$$

Variabel tingkat pengangguran terbuka signifikan berpengaruh terhadap PPM karena nilai $p - value = 0.00001 < \alpha = 0.1$. Variabel distribusi PDRB signifikan berpengaruh terhadap PPM karena nilai $p_{value} = 0.00013 < \alpha = 0.1$. Tingkat pengaguran terbuka memiliki pengaruh negatif yang artinya peningkatan tingkat pengaguran terbuka akan menyebabkan penurunan PPM. Distribusi PDRB memiliki pengaruh positif yang artinya peningkatan distribusi PDRB akan menyebabkan kenaikan nilai PPM. Nilai ρ yang positif menunjukkan bahwa semakin meningkat nilai PPM dari daerah yang mengelilingi sebuah kabupaten/kota, maka semakin meningkat pula nilai PPM di daerah tersebut.

Tabel 8. Uji Kebaikan Model.

	OLS	SAR
<i>AIC</i>	51.7515	48.0022
<i>R</i> ²	45%	74%

Nilai AIC yang diperoleh dari model SAR adalah 48.0022 sedangkan nilai AIC yang diperoleh dari model linier klasik adalah 51.7515. Dengan demikian model terbaik adalah model SAR karena memiliki nilai AIC terkecil. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model SAR lebih baik digunakan dalam memodelkan persentase penduduk miskin di Provinsi Bengkulu Tahun 2020 dan diperoleh hasil bahwa variabel tingkat pengangguran terbuka dan distribusi PDRB berpengaruh secara signifikan terhadap persentase penduduk miskin di Provinsi Bengkulu.

4. SIMPULAN

Model regresi spasial yang diperoleh pada data persentase penduduk miskin tahun 2020 yaitu model SAR, hal ini disebabkan karena terdapat autokorelasi spasial lag pada variabel repon. Pada analisis ini digunakan kombinasi *software* Archmap dan Geoda, kedua *software* tersebut dapat membantu dalam pemodelan dan pemetaan yang dibutuhkan pada regresi spasial. *Software* Archmap menghasilkan peta tematik dari variabel persentase penduduk miskin, Tingkat pengangguran terbuka dan distribusi PDRB. Sedangkan *software* Geoda menghasilkan peta autokorelasi spasial dan juga hasil pemodelan dari regresi spasial. Diperoleh hasil bahwa nilai AIC model SAR sebesar 48.0022 sedangkan pada model regresi klasik sebesar 51.7515. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model SAR lebih baik digunakan untuk pemodelan data PPM tahun 2020. Selain itu diperoleh bahwa variabel tingkat pengangguran terbuka dan distribusi PDRB berpengaruh signifikan terhadap persentase penduduk miskin

Saran yang dapat diberikan dari hasil penelitian ini adalah agar pemerintah dapat mengambil kebijakan yang tepat dari segi ekonomi khususnya dalam pengentasan kemiskinan sehingga dapat menurunkan angka Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Bengkulu.

REFERENSI

- [1] Giovanni, R., "Analisis Pengaruh PDRB, Pengangguran dan Pendidikan Terhadap Tingkat Kemiskinan di Pulau Jawa Tahun 2009-2016", *Economics Development Analysis Journal*, 2018.
- [2] Karim, A., & Lestari, S.W., "Model Regresi Spasial dalam Menganalisis Hubungan Pertumbuhan Ekonomi, Indeks Pembangunan Manusia dan Pengangguran terhadap Kemiskinan Provinsi Papua", *Seminar Nasional Edusainstek, FMIPA Unimus. Semarang. Semarang* 2019.
- [3] Rosa, M., "Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Analisis Regresi Spasial di Provinsi Jawa Timur", *Jurnal Matematika UNAND*, vol. 9, no. 4, pp. 347-356, 2020.
- [4] Novitasari, D., & Khikmah, L., "Penerapan Model Regresi Spasial pada Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Jawa Tengah". *Statistika*, vol. 19, no. 2, pp. 123-134, 2019.
- [5] Awaluddin, N., *Geographical Information System with ArcGis 9.x*. Yogyakarta: Andi, 2010.
- [6] Edy, H., & Vickey, I. R. T., *Aplikasi Sistem Informasi Geografis Dalam Pemetaan Batas Administrasi, Tanah, Penggunaan lahan, Lereng di Yogyakarta menggunakan Software Arcview Gis*, 2007.
- [7] Anselin, L., Syabri, I., & Kho, Y., "GeoDa: An Introduction to Spatial Data Analysis", *Geographical Analysis*, vol. 38, pp. 5-22, 2006.
- [8] Anselin, L., *GeoDaTM 0.9 User's Guide. Urbana-Champaign: Spatial Analysis Laboratory*, 2003.
- [9] Setiawati. (2021). Analisis Pengaruh Kebijakan Deviden Terhadap Nilai Perusahaan Pada Perusahaan Farmasi di Bei. *Jurnal Inovasi Penelitian*, 1, (8), 1581-1990.
- [10] Arifin, A. T. (2015). Pemodelan Laju Pertumbuhan Ekonomi di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Pendekatan Regresi Spasial Lag. (45)
- [11] Pratiwi, L. P. S., Hanief, S., & Suniantara, I. K. P. (2018). Pemodelan Menggunakan Metode Spasial Durbin Model Untuk Data Angka Putus Sekolah Usia Pendidikan Dasar.
- [12] LeSage, J.P. (1998). *Spatial Econometrics*. Department of Economics University of Toledo.
- [13] Anselin, L., *Spatial Econometrics: Methods Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1998.