TUGAS 4

LAPORAN STATISTIKA SPASIAL

"PENERAPAN MODEL REGRESI SPASIAL DALAM MENENTUKAN FAKTOR – FAKTOR YANG MEMENGARUHI PERSENTASE PENDUDUK MISKIN MENURUT KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI JAWA BARAT TAHUN 2021"

Disusun oleh:

1. **Ammar Yazid Daffala** **1906377851**
2. **Aprilia Rahmawati** **1906299433**
3. **Hunaiva Kintan Dahlan** **1906375695**
4. **Michael Mario Bramanthyo Adhi** **1906299534**

PROGRAM STUDI STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS INDONESIA

DEPOK

2022

ABSTRAK

Kemiskinan hingga kini masih menjadi masalah hampir di seluruh negara, termasuk Indonesia. Pada Maret 2021, persentase penduduk miskin Jawa Barat berada di urutan ke-16 terendah nasional. Namun, jumlah penduduk miskin Jawa Barat masih di urutan ke-2 terbanyak nasional. Angka Kemiskinan di Jawa Barat mengalami peningkatan sebesar 8.4 persen, atau sekitar 4.2 juta jiwa, jika dibandingkan dengan angka kemiskinan per Maret tahun 2020 yang mencapai 7.88 persen atau sekitar 3.9 juta jiwa. Penelitian ini menggunakan Persentase Penduduk Miskin (Y) sebagai peubah terikat dan peubah bebasnya adalah Pendapatan per Kapita (X_1) dan Angka Harapan Hidup (X_2). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui faktor apa saja yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Barat berdasarkan perspektif spasial menggunakan regresi spasial. Berdasarkan hasil Uji Moran I, autokorelasi spasial pada residual dari model regresi OLS menunjukan bahwa kebebasan residual tidak terpenuhi, sehingga perlu dilanjutkan dengan menggunakan model regresi spasial. Model regresi spasial yang dibandingkan adalah model SAR dan GSM/SARMA. Berdasarkan nilai AIC yang didapatkan, model SAR memiliki nilai AIC yang terkecil yaitu 114.456316 yang menunjukkan model SAR adalah model terbaik untuk menganalisis kasus persentase penduduk miskin di Jawa Barat tahun 2021 secara spasial.

Kata kunci: Kemiskinan, Pendapatan per Kapita, Angka Harapan Hidup, Moran’s I, Regresi Spasial

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Penduduk dikategorikan sebagai penduduk miskin jika memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan. Garis kemiskinan mencerminkan nilai rupiah pengeluaran minimum yang diperlukan seseorang untuk memenuhi kebutuhan pokok hidupnya selama sebulan, baik kebutuhan makanan maupun non-makanan. Jumlah penduduk miskin di Indonesia pada tahun 2021 adalah sebanyak 26.50 juta. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, persentase penduduk miskin di Indonesia pada tahun 2021 sebesar 9.71 persen, menurun 0.48 persen poin terhadap tahun 2020. Jawa Barat merupakan salah satu provinsi di Indonesia dengan jumlah kasus kemiskinan di urutan ke-2 terbanyak nasional tahun 2021.

Kasus penduduk miskin pada kabupaten atau kota tentunya memiliki karakteristik yang berbeda-beda seperti kondisi geografis, potensi wilayah, sarana pembangunan, dan sebagainya. Oleh karena itu, penelitian ini menyertakan pengaruh spasial berupa lokasi kabupaten atau kota pada analisisnya. Tujuan dari penelitian ini adalah memodelkan hubungan persentase penduduk miskin dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Jawa Barat tahun 2021 menggunakan metode regresi spasial.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana memodelkan hubungan persentase penduduk miskin dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Jawa Barat pada tahun 2021 menggunakan metode regresi spasial?
2. Apa saja faktor-faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Barat tahun 2021?

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin diperoleh dalam penelitian ini adalah:

1. Mengetahui model regresi spasial yang cocok untuk memodelkan hubungan persentase penduduk miskin dengan faktor-faktor yang memengaruhinya di Jawa Barat tahun 2021.
2. Mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Barat tahun 2021.

1.4 Metode Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini meliputi studi literatur, pengumpulan data, dan analisis data. Pada tahap studi literatur, referensi yang digunakan berupa buku, jurnal, dan sumber terpercaya lainnya. Variabel dependen (Y) pada penelitian ini adalah persentase penduduk miskin, sedangkan variabel independennya berupa faktor-faktor yang diduga sebagai penentu persentase penduduk miskin, pendapatan per kapita (X_1) dan angka harapan hidup (X_2). Tahap selanjutnya yaitu menganalisis data yang telah terkumpul dengan menggunakan *software* Rstudio untuk menghasilkan model regresi spasial serta peta sebaran dugaan parameter model regresi spasial.

BAB 2
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linear Berganda

2.1.1 Definisi Regresi Linear Berganda

Analisis regresi berganda adalah suatu metode untuk meramalkan nilai pengaruh dua variabel independen atau lebih terhadap satu variabel dependen. Lebih mudahnya yaitu untuk membuktikan ada tidaknya hubungan antara dua variabel atau lebih dari dua variabel independen $X_1, X_2, \ldots X_i$ terhadap satu variabel terikat Y. Dengan model regresi berganda:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \ldots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i\ ;\ \varepsilon_i \sim NIID(0, \sigma^2), i = 1,2, \ldots, n \quad (1)$$

Keterangan:

y_i = Variabel dependen

$x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{ip}$ = Variabel independen

$\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_p$ = Parameter

ε_i = Komponen *error*

Asumsi-asumsi model regresi linear berganda:

Menurut Gujarati (2003) asumsi-asumsi pada model regresi linier berganda adalah sebagai berikut:

1. Model regresinya adalah linier dalam parameter.
2. Nilai rata-rata dari *error* adalah nol.
3. Variansi dari *error* adalah konstan (homoskedastik).
4. Tidak terjadi autokorelasi pada *error*.
5. Tidak terjadi multikolinieritas pada variabel bebas.
6. *Error* berdistribusi normal.

2.1.2 Pendugaan Parameter Regresi Linear Berganda

Parameter $\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_k$ pada persamaan (1) tidak dapat diketahui secara pasti nilainya. Oleh karena itu persamaan (1) dapat diduga dengan model sebagai berikut:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{i1} + \cdots + \hat{\beta}_p x_{ip} \quad (2)$$

Menurut Hines dan Montgomery (1990) model regresi linier berganda pada persamaan (1) dapat ditulis dalam bentuk matriks,

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

dimana,

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

Metode kuadrat terkecil digunakan untuk menduga $\boldsymbol{\beta}$ dengan meminimkan jumlah kuadrat galat. Jumlah kuadrat galat dalam notasi matriks adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{JK Galat} &= \boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon} \\ &= (\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X\beta})'(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X\beta}) \\ &= \boldsymbol{Y}'\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{Y}'\boldsymbol{X\beta} + \boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X\beta} \end{aligned}$$

Karena $\boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y}$ merupakan matriks yang mempunyai ukuran 1×1 atau skalar, maka $(\boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y})' = \boldsymbol{Y}'\boldsymbol{X\beta}$. Sehingga didapatkan hasil:

$$\text{JK Galat} = \boldsymbol{Y}'\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{2\beta}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} + \boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X\beta}$$

Untuk mencapai nilai minimum, maka turunan parsial terhadap $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ sama dengan nol. Penurunan parsial terhadap β adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial(\boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon})}{\partial\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{0}$$

$$-2\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} + 2\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{0}$$

$$\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y}$$

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}} = (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-\boldsymbol{1}}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y}$$

2.1.3 Pengujian Asumsi Regresi Linear Berganda

1. Uji Normalitas Galat

Analisis regresi linier dikatakan baik apabila galat menyebar secara normal. Galat dapat dikatakan menyebar normal apabila memiliki nilai tengah 0 dan ragam σ^2 (Gujarati, 2006). Pengujian asumsi galat berdistribusi normal dengan mean nol dilakukan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Uji *Kolmogorov-Smirnov* digunakan untuk menguji apakah dua buah distribusi data dapat dikatakan berbeda secara signifikan. Pada penelitian ini galat pada pemodelan regresi linier berganda akan dibandingkan dengan sebuah data berdistribusi normal dengan mean nol yang dibangun oleh *software R*.

- Hipotesis:

  H_0: Galat berdistribusi normal dengan mean 0

  H_1: Galat tidak berdistribusi normal dengan mean 0

- Statistik Uji:

$$D = Sup_x[|F_n(x) - F_0(x)|]$$

  Sup_x : Supremum himpunan jarak antara $F_n(x)$ dan $F_0(x)$

  $F_n(x)$: Nilai fungsi distribusi kumulatif pada distribusi normal di titik x.

  $F_0(x)$: Nilai fungsi distribusi kumulatif empiris di titik x.

- Kriteria Menolak H_0:

$$D > D_{\alpha,n} \text{ atau } p - value < 0,05$$

2. Uji Autokorelasi

Autokorelasi adalah terjadinya korelasi antara satu variabel *error* dengan variabel *error* yang lain. Selanjutnya untuk mendeteksi adanya autokorelasi dalam model regresi linier berganda dapat digunakan metode Durbin-Watson. Durbin-Watson telah berhasil mengembangkan suatu metode yang digunakan untuk mendeteksi adanya masalah autokorelasi dalam model regresi linier berganda.

- Hipotesis:

  H_0: Tidak terdapat autokorelasi

  H_1: Terdapat autokorelasi

- Taraf Signifikansi:

  α = 0.05

- Statistik Uji:

$$d = \frac{\sum_{i=2}^{n}(\varepsilon_i - \varepsilon_{i-1})^2}{\sum_{i=2}^{n} \varepsilon_i^2}$$

- Kriteria menolak H_0:

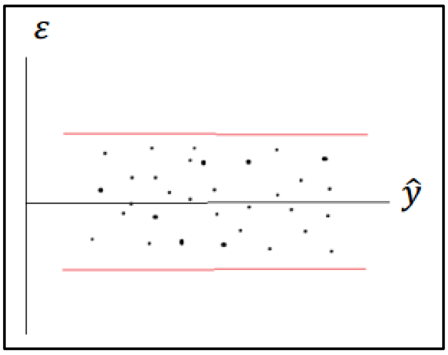
  Ketentuan untuk mengambil keputusan uji Durbin-Watson adalah:

  - Tolak H_0 jika $d < d_L$ atau $d > 4 - d_L$, sehingga terdapat autokorelasi antar galat.
  - Terima H_0 jika $d < d_U$ atau $d < 4 - d_U$, sehingga tidak terdapat autokorelasi antar galat.
  - Tidak dapat mengambil keputusan jika $d_L \leq d \leq d_U$ atau $4 - d_U \leq d \leq 4 - d_L$.

3. Uji Homoskedastisitas

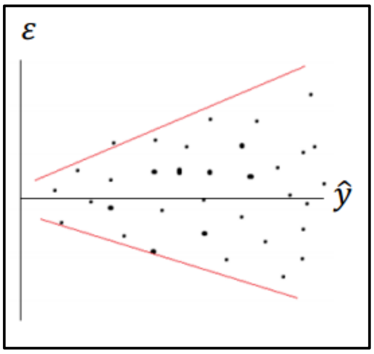
Salah satu asumsi dalam analisis regresi linier adalah variansi galat bersifat konstan (homoskedastisitas). Untuk mengujinya dapat dilakukan plot antara nilai $\hat{y}$ dan galat ε.

- Jika hasil plot menyebar dengan acak menyerupai gambar di bawah, maka dapat disimpulkan asumsi homoskedastisitas terpenuhi.



Gambar 1. *Plot asumsi homoskedastisitas terpenuhi*

- Jika hasil plot membentuk corong menyerupai gambar di bawah, maka dapat disimpulkan asumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi.



Gambar 2. *Plot asumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi*

4. Uji Multikolinearitas

Multikolinieritas adalah terjadinya hubungan linier antara variabel bebas dalam suatu model regresi linier berganda. Apabila multikolinieritas terjadi, meskipun penduga dari metode kuadrat terkecil bisa diperoleh tetapi *standard error* cenderung semakin besar dengan semakin besar tingkat korelasi antar peubah prediktor. Sehingga pendugaan parameter tidak akurat.

Adanya hubungan linier yang kuat antar peubah bebas (multikolinearitas) dilihat dari nilai *Variance Inflating Factor* (VIF). Nilai VIF dihitung dengan rumus berikut.

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

dengan R_k^2 adalah nilai koefisien determinasi ketika peubah bebas X_k diregresikan dengan peubah bebas yang lain. Jika nilai VIF lebih dari 10 maka dapat disimpulkan terdapat multikolinearitas antar peubah.

2.2 Regresi Spasial

2.2.1 Definisi Regresi Spasial

Regresi spasial adalah analisis yang mengevaluasi hubungan antara satu variabel dengan beberapa variabel lain dengan memberikan efek spasial pada beberapa lokasi yang menjadi pusat pengamatan. Pada model regresi spasial terdapat dua efek spasial, yaitu *spatial dependence* dan *spatial heterogenity* (Anselin, 1988).

2.2.2 Model Regresi Spasial

Menurut Anselin (1988), bentuk umum model regresi spasial adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \rho\mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

$$u = \lambda\mathbf{W}\mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

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

dengan:

$\mathbf{y}$: vektor variabel dependen berukuran $n \times 1$

$\mathbf{X}$: matriks variabel independent berukuran $n \times (k+1)$

$\boldsymbol{\beta}$: vektor parameter koefisien regresi berukuran $(k+1) \times 1$

ρ : parameter koefisien spasial lag variabel dependen

λ : parameter koefisien spasial lag pada error

$\mathbf{u}$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}$: vektor error berukuran $n \times 1$

$\mathbf{W_1}$ dan $\mathbf{W_2}$: matriks pembobot berukuran $n \times n$

Berdasarkan model umum regresi spasial, dapat dibentuk beberapa model sebagai berikut:

1. Model Regresi Klasik

   Jika $\rho = 0$ dan $\lambda = 0$. Persamaan model regresi klasik:

   $$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

2. *Spatial Autoregressive Model* (SAR)

   Jika nilai $\mathbf{W_2} = 0$ atau $\lambda = 0$. Persamaan model SAR:

   $$\mathbf{y} = \rho\mathbf{W_1}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

   $$\boldsymbol{\varepsilon} \sim \mathrm{N}(0, \sigma^2\mathbf{I})$$

3. *Spatial Error Model* (SEM)

   Jika nilai $\mathbf{W_1} = 0$ atau $\rho = 0$. Persamaan model SAR:

   $$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \lambda\mathbf{W_2}\mathbf{u} + +\boldsymbol{\varepsilon}$$

   $$\boldsymbol{\varepsilon} \sim \mathrm{N}(0, \sigma^2\mathbf{I})$$

4. *Spatial Autoregressive Moving Average* (SARMA)

   Jika nilai $\mathbf{W_1}, \mathbf{W_2} \neq 0$ atau $\rho \neq 0$. Model regresi ini merupakan model regresi spasial yang menggabungkan antara model SAR dan model SEM. Persamaan model SARMA:

   $$\mathbf{y} = \rho\mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

2.2.3 Pengujian Efek Spasial

Pada model regresi spasial terdapat dua efek spasial, yaitu *spatial dependence* dan *spatial heterogenity.*

2.2.3.1 Spatial Dependence

Pengujian spatial dependence bertujuan untuk mengetahui bahwa objek kajian yang digunakan, berupa wilayah atau tempat (spasial), dimana antara unit pengamatan pada lokasi i dengan unit pengamatan pada lokasi j $(j \neq i)$ tidak saling bebas (Le Sage, 1999).

Untuk mengetahui adanya spatial dependence, dapat dilakukan uji Moran's dan *Lagrange Multiplier* (LM) sebagai berikut:

a. Uji Moran's I

Nilai indeks Moran berada diantara -1 dan 1 (-1 menunjukkan autokorelasi negative sempurna dan 1 menunjukkan autokorelasi positif sempurna). Nilai indeks moran dapat dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Lee dan Wong, 2001):

$$\text{logit}[\pi(x)] = \ln\left[\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_i x_i$$

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

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : $\mathrm{I} = 0$ (tidak ada autokorelasi antar lokasi)

H_1 : $\mathrm{I} \neq 0$ (ada autokorelasi antar lokasi)

b. Uji *Lagrange Multiplier*

Untuk variabel respon, akan digunakan statistik uji Lagrange Multiplier Lag.

Hipotesis:

H_0 : $\rho = 0$ (tidak ada ketergantungan spasial pada variabel respon)

H_1 : $\rho \neq 0$ (ada ketergantungan spasial pada variabel respon)

Statistik uji yang digunakan:

$$LM_p = \frac{\left[\frac{\mathbf{e}'\mathbf{WY}}{(\mathbf{ee}'/\text{ n})}\right]^2}{D}$$

H_0 ditolak jika nilai $LM_p > \chi^2_{\alpha(p)}$ tabel dengan p adalah banyaknya parameter spasial. Sehingga model yang digunakan adalah model *Autoregressive Spasial* (SAR).

Untuk galat, akan digunakan statistik uji Lagrange Multiplier Error dengan hipotesis:

$H_0 : \lambda = 0$ (tidak ada ketergantungan spasial pada galat)

$H_1 : \lambda \neq 0$ (ada ketergantungan spasial pada galat)

Statistik uji yang digunakan:

$$LM_\lambda = \frac{\left[\frac{\mathbf{e}'\mathbf{WY}}{(\mathbf{ee}'/\text{ n})}\right]^2}{tr(\mathbf{W}'\mathbf{W} + \mathbf{WW})}$$

H_0 ditolak jika nilai $LM_\lambda > \chi^2_{\alpha(p)}$ tabel dengan p adalah banyaknya parameter spasial (Arisanti, 2011)

2.2.3.2 *Spatial Heterogenity*

Pengujian efek keragaman spasial adalah dengan menggunakan uji Breush-Pagan, dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \alpha_2^2 = \alpha_3^2 = \cdots = \alpha_n^2 = 0$ (terdapat homogenitas spasial)

$H_1 :$ setidaknya ada satu $\alpha_i^2 \neq 0$ (terdapat heterogenitas spasial)

Statistik uji yag digunakan (Arbia, 2006):

$$BP = \frac{1}{2}\left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{x}_i f_i\right)'\left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{x}_i x_i{}'\right)\left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{x}_i f_i\right)$$

H_0 ditolak jika nilai $BP > \chi^2_{\alpha(p-1)}$ tabel dengan p adalah banyaknya parameter regresi.

BAB 3
DATA

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian adalah data sekunder, yaitu data persentase penduduk miskin dan faktor-faktor yang memengaruhinya di Provinsi Jawa Barat tahun 2021. Data diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Barat.

Berikut adalah tautan data:

- Persentase penduduk miskin:
https://jabar.bps.go.id/indicator/23/51/1/persentase-penduduk-miskin.html
- Pendapatan per kapita dan angka harapan hidup:
https://jabar.bps.go.id/indicator/26/76/1/ipm-menurut-komponen-.html

3.2 Variabel Penelitian

Tabel 1. *Nama dan Penjelasan Variabel*

Variabel	Nama Variabel	Definisi
Y	Persentase Penduduk Miskin	Persentase Penduduk Miskin adalah persentase penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan. Garis kemiskinan itu sendiri mencerminkan nilai rupiah pengeluaran minimum yang diperlukan seseorang untuk memenuhi kebutuhan pokok hidupnya selama sebulan, baik kebutuhan makanan maupun non-makanan.
X_1	Pendapatan per Kapita	Pendapatan Per Kapita adalah ukuran jumlah uang yang diperoleh per orang di suatu negara atau wilayah geografis. Pendapatan per kapita dapat digunakan untuk menentukan pendapatan rata-rata per orang untuk suatu daerah dan untuk mengevaluasi standar hidup dan kualitas hidup penduduk.
X_2	Angka Harapan Hidup	Angka Harapan Hidup adalah rata-rata tahun hidup yang masih akan dijalani oleh seseorang yang telah berhasil mencapai umur x, pada suatu tahun tertentu,

		dalam situasi mortalitas yang berlaku di lingkungan masyarakatnya. AHH digunakan untuk menilai derajat kesehatan penduduk.

BAB 4

ANALISIS DATA

4.1 Analisis Regresi Berganda

Model regresi linear berganda dilakukan dengan tujuan untuk melakukan analisis pendahuluan pada data Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Barat dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Dengan menggunakan *software* Rstudio diperoleh *output* sebagai berikut:

```
> summary(model_lm)

Call:
lm(formula = model, data = ppm_jabar)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-3.1131 -1.6162 -0.5092  1.2871  3.7035 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   
(Intercept) 37.7780898 29.5918018   1.277  0.21394   
X1          -0.0007842  0.0002682  -2.924  0.00743 **
X2          -0.2812080  0.4373931  -0.643  0.52637   
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 2.075 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5253,Adjusted R-squared:  0.4857 
F-statistic: 13.28 on 2 and 24 DF,  p-value: 0.0001309
```

Sehingga diperoleh model regresi berganda sebagai berikut:

$$\hat{y} = 37.7780898 - 0.0007842X_1 - 0.2812080X_2$$

Hasil pengujian serentak terhadap model regresi berganda menghasilkan nilai $p-value = 0.0001309 < 0.05$. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat paling sedikit satu variabel independen yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen. Selanjutnya, dilakukan uji signifikansi parsial pada setiap peubah yang ada dengan rumusan hipotesis: $H_0: \beta_k = 0$ (variabel tidak berguna) vs. $H_1: \beta_k \neq 0$ (variabel berguna) dengan $k = 1,2, \dots, p$.

Tabel 2. *Output Regresi Linier Berganda*

	Koefisien	Std. Error	t-value	p-value	VIF
Intercept	37.7780898	29.5918018	1.277	0.21394	
$\boldsymbol{X_1}$	-0.0007842	0.0002682	-2.924	0.00743	2.256839
$\boldsymbol{X_2}$	-0.2812080	0.4373931	-0.643	0.52637	2.256839

Dari Tabel 2, diketahui bahwa hanya variabel pendapatan per kapita (X_1) yang berpengaruh secara signifikan terhadap persentase penduduk miskin di Jawa Barat dengan tingkat signifikansi 5%. Nilai AIC yang diperoleh adalah sebesar 120.8599. Nilai koefisien determinasi (R^2) yang diperoleh adalah sebesar 0.4857399. Artinya, variansi presentase penduduk miskin mampu dijelaskan sebesar 48.57399% oleh variabel bebas pada model.

Pengujian asumsi multikolinearitas dapat dilihat dari *Variance Inflation Factor* (VIF) pada Tabel 2 kolom VIF yang menunjukkan bahwa nilai VIF dibawah 10 untuk semua variabel (X_1 dan X_2), sehingga dapat dikatakan bahwa tidak terjadi multikolinearitas pada variabel bebas.

4.1.1 Uji Asumsi Regresi Linear Berganda

<u>Uji Normalitas Residual</u>

Pengujian asumsi normalitas akan dilakukan dengan metode uji Shapiro-Wilk dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terstandarisasi yang diteliti berdistribusi normal atau tidak.

- Hipotesis

  H_0 : residual/*error* berdistribusi normal

  H_1 : residual/*error* tidak berdistribusi normal

- Tingkat Signifikansi

  α = 0,05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji Shapiro-Wilk dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
> norm_lm = shapiro.test(model_lm_res)
> norm_lm

Shapiro-Wilk normality test

data:  model_lm_res
W = 0.95817, p-value = 0.3355
```

  Diperoleh

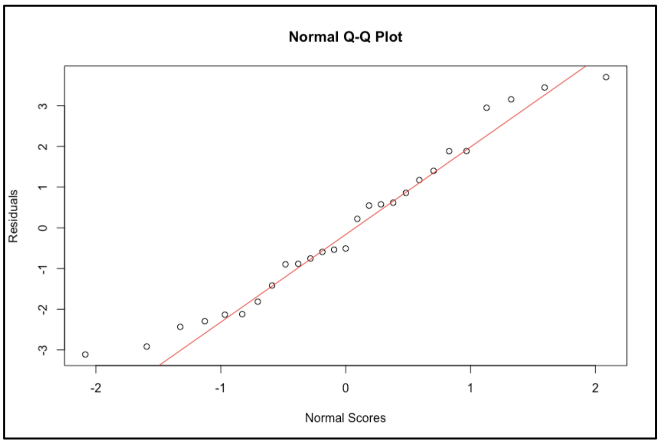
  $W = 0.95817$

  $p - value = 0.3355$

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.3355 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak.



Gambar 3. *Normal Q-Q Plot Residual Regresi Linier Berganda*

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal. Jadi, uji asumsi Normalitas terpenuhi.

<u>Uji Homoskedastisitas</u>

Pengujian asumsi heteroskedastisitas akan dilakukan dengan uji *Breusch Pagan Test* dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terdapat kesamaan variansi atau tidak.

- Hipotesis

  H_0 : tidak terdapat gejala heteroskedatisitas

  H_1 : terdapat gejala heteroskedatisitas

- Tingkat signifikansi

  α = 0,05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji *Breusch Pagan* dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
> bp_lm = bptest(model_lm)
> bp_lm

studentized Breusch-Pagan test

data:  model_lm
BP = 2.5819, df = 2, p-value = 0.275
```

Diperoleh

$BP = 2.5819$

$p - value = 0.275$

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.275 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat gejala heteroskedatisitas pada variansi residual.

<u>Uji Autokorelasi</u>

Pengujian asumsi autokorelasi akan dilakukan dengan metode uji *Durbin-Watson* dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terstandarisasi yang diteliti terdapat autokorelasi/tidak.

- Hipotesis

  H_0 : tidak terdapat autokorelasi

  H_1 : terdapat autokorelasi

- Taraf Signifikansi

  $\alpha = 0.05$

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji Durbin-Watson dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
> dw_lm = dwtest(model, data = ppm_jabar)
> dw_lm

 Durbin-Watson test

data:  model
DW = 1.9857, p-value = 0.4524
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.4524 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi diantara residual.

4.2 Uji Indeks Moran's I

Akan dilakukan uji Indeks Moran's I pada residual dari model regresi linier dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : I = 0$ (tidak terdapat autokorelasi antar lokasi)

$H_1 : I = 0$ (terdapat autokorelasi antar lokasi)

Hasil Uji Moran's I dengan menggunakan *software* R adalah sebagai berikut:

```
> moran_res <- moran.test(model_lm_res, neighbors_listw)
> moran_res

 Moran I test under randomisation

data:  model_lm_res
weights: neighbors_listw

Moran I statistic standard deviate = 2.353, p-value = 0.00931
alternative hypothesis: greater
sample estimates:
Moran I statistic       Expectation          Variance
       0.29462418       -0.03846154        0.02003802
```

Dari *output* diatas, diperoleh $p - value = 0.00931 < 0.05$ artinya pada taraf signifikansi 5% H_0 ditolak. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi antar lokasi. Sehingga dapat dikatakan bahwa asumsi kebebasan residual tidak terpenuhi dan analisis akan dilanjutkan menggunakan model regresi spasial.

4.3 Uji Lagrange Multiplier

Akan dilakukan uji Lagrange Multiplier untuk melihat autokorelasi pada error. Dengan menggunakan *software* R didapatkan *output* sebagai berikut:

Tabel 3. *Output Uji Lagrange Multiplier*

	Statistic	Parameter	P-value
LMerr	3.7812	1	0.051833
RLMerr	0.3722	1	0.541810
LMlag	6.7419	1	0.009418 **
RLMlag	3.3329	1	0.067907
SARMA	7.1140	2	0.028524 *

a) *Lagrange Multiplier Lag*

Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: \rho = 0$ (tidak ada ketergantungan spasial pada variabel respon)

$H_1: \rho \neq 0$ (ada ketergantungan spasial pada variabel respon)

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa *p-value* yang dihasilkan adalah sebesar $\mathbf{0.009418 < 0.05}$ atau dapat dikatakan bahwa pada taraf signifikansi 5% $\boldsymbol{H_0}$ ditolak. **Sehingga dapat disimpulkan bahwa model SAR (*Spatial Autoregressive Model*) dapat direkomendasikan untuk data penelitian.**

b) *Lagrange Multiplier* SARMA

Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: \rho = 0$ (tidak ada ketergantungan spasial)

$H_1: \rho \neq 0$ (ada ketergantungan spasial)

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa *p-value* yang dihasilkan adalah sebesar $\mathbf{0.028524 < 0.05}$ atau dapat dikatakan bahwa pada taraf signifikansi 5% $\boldsymbol{H_0}$ ditolak. **Sehingga dapat disimpulkan bahwa model SARMA (*Spatial Autoregressive Moving Average Model*) dapat direkomendasikan untuk data penelitian.**

4.4 Analisis Regresi Spasial

4.3.1 *Spatial Autoregressive Model* (SAR)

Akan dilakukan uji signifikansi parsial untuk menentukan variabel apa saja yang memberikan pengaruh pada model SAR. Hipotesis yang digunakan adalah:

H_0 : Variabel tidak signifikan

H_1 : Variabel signifikan

Pada tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$.

Dengan menggunakan *software* R didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 4. *Summary Model SAR*

Variabel	Koefisien	Std. Error	Z value	P-value
Intercept	17.77284967	23.43514784	0.7587	0.448027
X_1	-0.00062771	0.00020915	-3.0013	0.002688
X_2	-0.10079633	0.34046894	-0.2961	0.767191

Tabel 4 menunjukkan bahwa variabel yang signifikan mempengaruhi pada model SAR pada tingkat signifikansi 5% adalah variabel Pendapatan Per Kapita (X_1). Selain itu, didapatkan model SAR sebagai berikut:

$$y_i = 17.77284967 - 0.00062771 \sum_{j=1, i\neq j}^{m} w_{ij} y_j - 0.10079633\mathrm{X}_{1\mathrm{i}} + \varepsilon_i$$

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi pada model SAR, yaitu asumsi normalitas residual, homogenitas residual, dan autokorelasi.

<u>Uji Normalitas Residual</u>

Pengujian asumsi normalitas akan dilakukan dengan metode uji Shapiro-Wilk dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terstandarisasi yang diteliti berdistribusi normal atau tidak.

- Hipotesis

  H_0 = residual/*error* berdistribusi normal

  H_1 = residual/*error* tidak berdistribusi normal

- Tingkat Signifikansi

  α = 0,05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji Shapiro-Wilk dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  model_SLM_res
W = 0.98966, p-value = 0.9928
```

  Diperoleh

  $W = 0.98966$

  $p - value = 0.9928$

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.9928 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa $p - value = 0.9928 > 0.05 = \alpha$. Dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal. Jadi, uji asumsi Normalitas terpenuhi.

<u>Uji Homoskedastisitas</u>

Pengujian asumsi heteroskedastisitas akan dilakukan dengan uji *Breusch Pagan Test* dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terdapat kesamaan variansi atau tidak.

- Hipotesis

  $H_0 =$ tidak terdapat gejala heteroskedatisitas

  $H_1 =$ terdapat gejala heteroskedatisitas

- Tingkat signifikansi

  α = 0,05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji *Breusch Pagan* dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
       studentized Breusch-Pagan test

data:
BP = 3.891, df = 2, p-value = 0.1429
```

Diperoleh

$BP = 3.891$

$p - value = 0.1429$

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.1429 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa variansi residual tidak terdapat gejala heteroskedatisitas.

Uji Autokorelasi

Pengujian asumsi autokorelasi akan dilakukan dengan metode uji *Runs Test* dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terstandarisasi yang diteliti terdapat autokorelasi/tidak.

- Hipotesis

  H_0: tidak terdapat autokorelasi

  H_1: terdapat autokorelasi

- Taraf Signifikansi

  α = 0.05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji *Runs Test* dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
     Runs Test for Randomness

data:  model_SLM_res
runs = 15, m = 14, n = 13, p-value = 0.8419
alternative hypothesis: true number of runs is not equal the expected
number
sample estimates:
 median(x)
0.05232962
```

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.8419 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak
- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi diantara residual.

4.3.2 *Spatial Autoregressive Moving Average (SARMA)*

Akan dilakukan uji signifikansi parsial untuk menentukan variabel apa saja yang memberikan pengaruh pada model SARMA. Hipotesis yang digunakan adalah:

H_0 : Variabel tidak signifikan

H_1 : Variabel signifikan

Pada tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$.

Dengan menggunakan *software* R didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 5. *Summary Model SARMA*

Variabel	Koefisien	Std. Error	Z value	P-value
Intercept	13.813867	23.24248	0.5943	0.552287
X_1	-0.0006047	0.000212	-2.8526	0.004337
X_2	-0.06258	0.335247	-0.1867	0.851922

Tabel 5 menunjukkan bahwa variabel yang signifikan mempengaruhi pada model SARMA pada tingkat signifikansi 5% adalah variabel Pendapatan Per Kapita (X_1). Selain itu, didapatkan nilai $\rho = 0.67045$ dan $\lambda = -0.23203$, sehingga model SARMA yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_i = 0.67045 \sum_{j=1, i\neq j}^{37} w_{ij}Y_j + 13.814 - 0.0006X_{i1} - 0.06258X_{i2} - 0.23203 \sum_{j=1, i\neq j}^{37} w_{ij}u_j$$

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi pada model SARMA, yaitu asumsi normalitas residual, homogenitas residual, dan autokorelasi.

Uji Normalitas Residual

Pengujian asumsi normalitas akan dilakukan dengan metode uji Shapiro-Wilk dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terstandarisasi yang diteliti berdistribusi normal atau tidak.

- Hipotesis

  H_0 = residual/*error* berdistribusi normal

  H_1 = residual/*error* tidak berdistribusi normal

- Tingkat Signifikansi

  α = 0,05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji Shapiro-Wilk dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
> norm_SARMA = shapiro.test(model_SARMA_res)
> norm_SARMA

 Shapiro-Wilk normality test

data:  model_SARMA_res
W = 0.98592, p-value = 0.965
```

  Diperoleh

  $W = 0.98592$

  $p - value = 0.965$

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value = 0.965 > 0.05 = \alpha$

  Karena $p - value = 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak.

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal. Jadi, uji asumsi Normalitas terpenuhi.

Uji Homoskedastisitas

Pengujian asumsi heteroskedastisitas akan dilakukan dengan uji *Breusch Pagan Test* dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terdapat kesamaan variansi atau tidak.

- Hipotesis

  H_0 = tidak terdapat gejala heteroskedatisitas

  H_1 = terdapat gejala heteroskedatisitas

- Tingkat signifikansi

  α = 0,05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji *Breusch Pagan* dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
> bp_SARMA = bptest.Sarlm(model_SARMA)
> bp_SARMA

 studentized Breusch-Pagan test

data:
BP = 3.7925, df = 2, p-value = 0.1501
```

  Diperoleh

  $BP = 3.7925$

  $p - value = 0.1501$

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.1501 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa variansi residual tidak terdapat gejala heteroskedatisitas.

Uji Autokorelasi

Pengujian asumsi autokorelasi akan dilakukan dengan metode uji *Runs Test* dengan menggunakan *software* Rstudio.

- Tujuan

  Untuk mengetahui apakah residual/*error* terstandarisasi yang diteliti terdapat autokorelasi/tidak.

- Hipotesis

  H_0: tidak terdapat autokorelasi

  H_1: terdapat autokorelasi

- Taraf Signifikansi

  α = 0.05

- Statistik Pengujian

  Dengan menggunakan uji *Runs Test* dengan *software* Rstudio, diperoleh

```
> RunsTest(model_SARMA_res)

    Runs Test for Randomness

data:  model_SARMA_res
runs = 17, m = 14, n = 13, p-value = 0.3309
alternative hypothesis: true number of runs is not equal the expected
number
sample estimates:
 median(x)
0.04980477
```

- Aturan Keputusan

  H_0 ditolak jika $p - value < \alpha$

  Karena $p - value = 0.3309 > 0.05 = \alpha$, maka H_0 tidak ditolak

- Kesimpulan

  Jadi, pada $\alpha = 0.05$ diperoleh bahwa H_0 tidak ditolak. Dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi diantara residual.

4.5 Pemilihan Model Terbaik

Dalam pemilihan model terbaik, kriteria yang digunakan adalah dengan membandingkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan R^2. Perbandingan ketiga nilai tersebut antara model regresi linier berganda, model SAR, dan model SARMA dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. *Skor AIC dan Adjusted R Squares dari Ketiga Model*

	Skor AIC	Adj. R Squared
Regresi Linier Berganda	120.8598919	0.4857399
Model SAR	114.456316	0.684335
Model SARMA	115.7601486	0.7098632

Dari Tabel 6 didapatkan model terbaik yaitu model SAR dengan skor AIC terkecil dan nilai R^2 yang cukup besar.

4.6 Residual dari Model Regresi Linear Berganda dan Regresi Spasial

Berikut adalah nilai residual setiap kabupaten/kota di Jawa Barat pada masing-masing model regresi klasik dan regresi spasial (SLM/LMlag, GSM/SARMA).

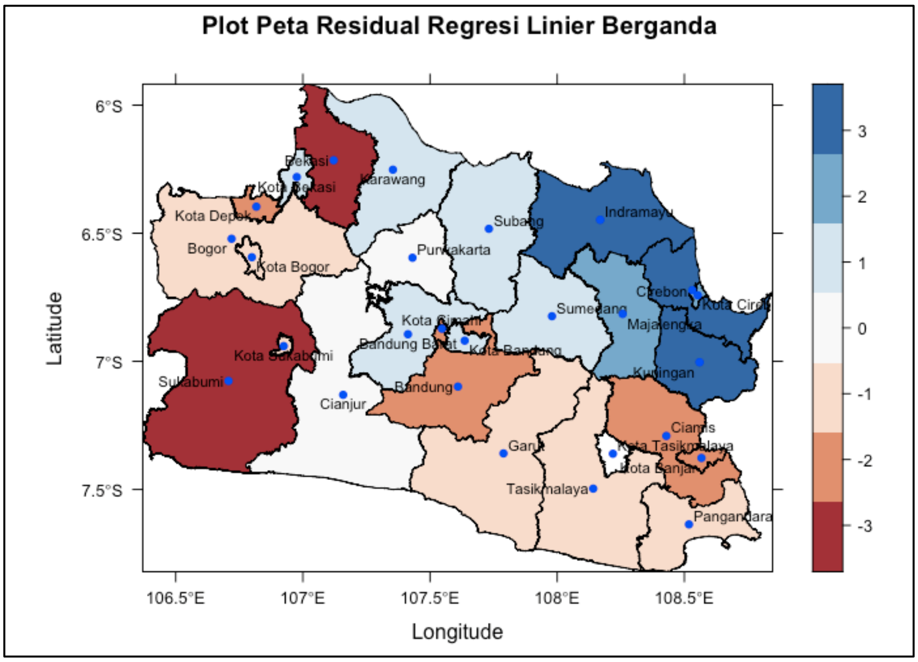
Tabel 7. *Residual Setiap Kabupaten/Kota dari Ketiga Model*

Wilayah Jawa Barat	Residual OLS	Residual SAR	Residual SARMA
Bandung	-1,814747169	-1,915158941	-1,856404104
Bandung Barat	0,616837554	1,732139875	1,862910096
Bekasi	-2,918581837	-2,16183968	-1,75046422
Bogor	-1,417626102	0,052329616	0,262987313
Ciamis	-2,294636122	-3,064210853	-2,996292967
Cianjur	-0,509211923	0,427688149	0,520060159
Cirebon	2,950028322	1,379743996	1,439129318
Garut	-0,753439399	-0,65306909	-0,698652986
Indramayu	3,156837337	2,182509774	2,241640373
Karawang	0,547169416	1,09863227	1,165456683
Kota Bandung	0,858820521	0,236114431	0,049804771
Kota Banjar	-2,43367466	-1,46713204	-1,991998088
Kota Bekasi	0,576978316	1,495085885	1,441845789
Kota Bogor	-0,591697002	-0,385135391	-0,239735226
Kota Cimahi	-2,134415089	-1,746475436	-1,635150796

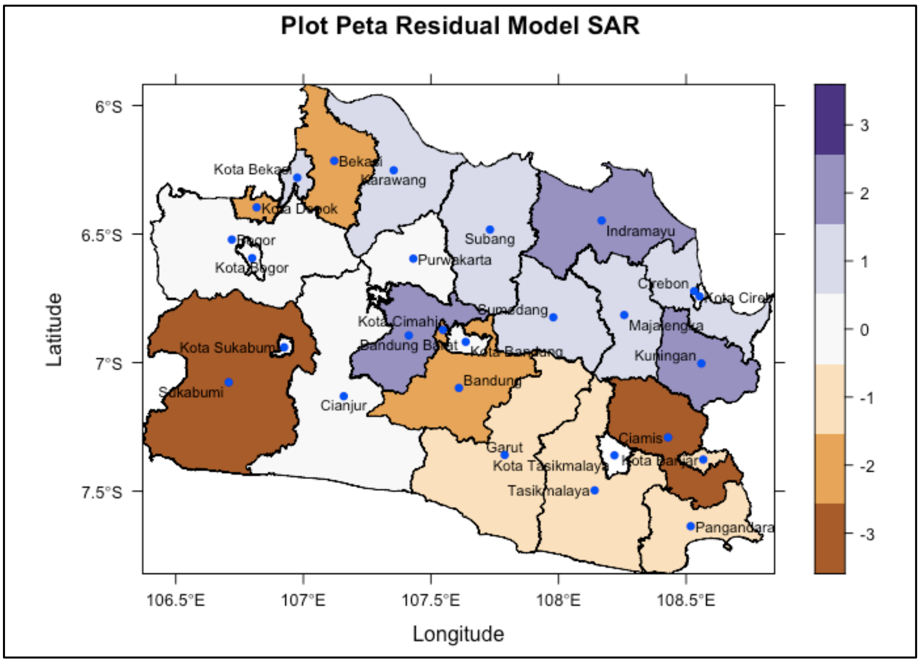
Kota Cirebon	1,883950174	-0,05892326	-0,090343661
Kota Depok	-2,122075962	-1,670541265	-1,317705568
Kota Sukabumi	-0,537361108	0,259828578	-0,139721109
Kota Tasikmalaya	3,703471532	3,594804998	3,152788085
Kuningan	3,447919088	2,458342354	2,235719281
Majalengka	1,887031786	1,175458511	1,174652205
Pangandaran	-0,884877127	-0,680397749	-1,067711397
Purwakarta	0,219056718	-0,112813228	0,098985786
Subang	1,173629819	0,67174813	0,760692322
Sukabumi	-3,113149966	-2,591258171	-2,356275085
Sumedang	1,400635283	0,567837816	0,474063813
Tasikmalaya	-0,896872399	-0,825309279	-0,740280788

4.7 Peta Residual

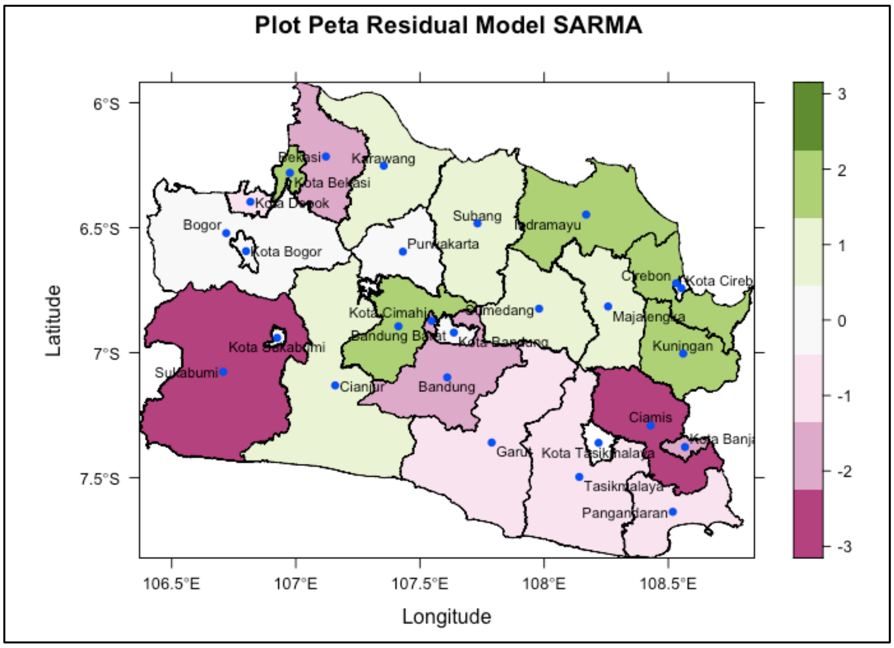
Berikut merupakan visualisasi peta residual dari model regresi linier berganda, model SAR dan model SARMA.



Gambar 4. *Plot Peta Residual Regresi Linier Berganda*



Gambar 5. *Plot Peta Residual Model SAR*



Gambar 6. *Plot Peta Residual Model SARMA*

Residual merupakan selisih dari nilai duga (*predicted value*) dan nilai sebenarnya (*actual*). Residual dikatakan baik apabila nilai residual mendekati nol, serta sebaliknya, residual dikatakan kurang baik apabila nilai residual menjauhi nol. Apabila dilihat dari peta yang disajikan pada Gambar 2, Gambar 3, dan Gambar 4, peta residual cenderung mirip untuk setiap model. Namun, pada model SAR dan SARMA terlihat bahwa kabupaten/kota yang memiliki warna mendekati putih (mendekati angka nol) lebih banyak dibandingkan pada model regresi linier berganda.

BAB 5
PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan dalam penelitian ini diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 adalah pendapatan per kapita.
2. Berdasarkan uji Moran's I, disimpulkan bahwa terdapat dependensi spasial, maka analisis data dilakukan menggunakan metode regresi spasial.
3. Berdasarkan uji Lagrange Multiplier, model regresi spasial yang signifikan adalah model SAR dan GSM/SARMA. Setelah dibandingkan dengan model regresi linier berganda, model SAR merupakan model terbaik dengan nilai AIC terkecil yaitu 114.456316 dan R^2 yang cukup besar yaitu 0.684335.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan, faktor yang memengaruhi persentase penduduk miskin di provinsi Jawa Barat pada tahun 2021 adalah pendapatan per kapita. Saran yang dapat diberikan untuk pemerintah daerah adalah dapat memperluas lapangan pekerjaan di daerah tersebut, karena dengan memperluas lapangan pekerjaan maka tenaga kerja akan mendapatkan penghasilan berupa gaji/upah. Dengan begitu, persentase penduduk miskin pun akan berkurang.

DAFTAR PUSTAKA

Badan Pusat Statistik Kabupaten Penajam Paser Utara. (n.d.). *Konsep Kemiskinan*. https://ppukab.bps.go.id/subject/23/kemiskinan.html

Badan Pusat Statistik. (n.d.). *Konsep Indeks Pembangunan Manusia*. https://www.bps.go.id/subject/26/indeks-pembangunan-manusia.html

Badan Pusat Statistik. (n.d.). *Angka Harapan Hidup*. https://sirusa.bps.go.id/sirusa/index.php/indikator/48

LAMPIRAN

Lampiran 1

ID	Wilayah Jawa Barat	Lintang	Bujur	Persentase Penduduk Miskin	Pengeluaran Per Kapita (Ribu Rupiah/Orang/Tahun)	Angka Harapan Hidup
0	Bandung	-7,098529647	107,6096563	7,15	10.307,00	73,720
1	Bandung Barat	-6,894213784	107,413152	11,3	8.546,00	72,520
2	Bekasi	-6,21515022	107,1209506	5,21	11.341,00	73,810
3	Bogor	-6,521551731	106,7197028	8,13	10.410,00	71,360
4	Ciamis	-7,291025845	108,4291379	7,97	9.259,00	72,020
5	Cianjur	-7,130622894	107,158337	11,18	8.052,00	70,320
6	Cirebon	-6,722300113	108,5314569	12,3	10.368,00	72,180
7	Garut	-7,35919054	107,7888623	10,65	7.961,00	71,590
8	Indramayu	-6,447576597	108,1690633	13,04	9.810,00	71,840
9	Karawang	-6,251999599	107,3540668	8,95	11.522,00	72,330
10	Kota Bandung	-6,919274795	107,6362714	4,37	16.996,00	74,460
11	Kota Banjar	-7,37698875	108,5672046	7,11	10.476,00	71,190
12	Kota Bekasi	-6,280671415	106,9761454	4,74	15.903,00	75,190
13	Kota Bogor	-6,593682368	106,7993757	7,24	11.716,00	73,820
14	Kota Cimahi	-6,872558383	107,5467377	5,35	12.019,00	74,210
15	Kota Cirebon	-6,742196887	108,5527937	10,03	11.810,00	72,440
16	Kota Depok	-6,396333836	106,8170127	2,58	15.420,00	74,620
17	Kota Sukabumi	-6,940335068	106,9247283	8,25	10.942,00	72,580
18	Kota Tasikmalaya	-7,360526914	108,2191235	13,13	10.213,00	72,340
19	Kuningan	-7,003379281	108,559811	13,1	9.409,00	73,780
20	Majalengka	-6,814932519	108,2574192	12,33	9.591,00	70,460
21	Pangandaran	-7,636250768	108,5180593	9,65	9.065,00	71,600
22	Purwakarta	-6,595636115	107,4310011	8,83	11.669,00	71,180
23	Subang	-6,482724255	107,7314701	10,03	10.854,00	72,580
24	Sukabumi	-7,076374515	106,7075649	7,7	8.850,00	71,210
25	Sumedang	-6,823814291	107,9794384	10,71	10.262,00	72,620
26	Tasikmalaya	-7,496692944	108,1415422	11,15	7.829,00	69,670

Lampiran 2

R Code

```
library(sf)
library(spdep)
library(ggplot2)
library(lmtest)
library(DescTools)

##Input Data##
library(readxl)
ppm <- read_excel("Downloads/ipm_jabar.xlsx")
View(ppm)

#Define maisng-masing variabel
Y <- ppm$`Persentase Penduduk Miskin`
X1 <- ppm$`Pengeluaran Per Kapita (Ribu Rupiah/Orang/Tahun)`
X2 <- ppm$`Angka Harapan Hidup`

#Model Regresi Global
model <-  Y~X1+X2
model_lm <- lm(model,data=ppm)
model_lm_res <- residuals(model_lm)

##Uji Asumsi##
#Asumsi Homoskedastisitas
bp_lm <- bptest(model_lm)
bp_lm

#Asumsi Normalitas
norm_lm <- shapiro.test(model_lm_res)
norm_lm
qqnorm(model_lm_res, ylab="Residuals", xlab="Normal Scores")
qqline(model_lm_res, col = "red")

#Asumsi Autokorelasi
dw_lm <- dwtest(model, data = ppm)
dw_lm

##Uji Moran I Residual##
moran_res <- moran.test(model_lm_res, neighbors_listw)
moran_res

##Uji Lagrange Multiplier##
ppm_lagrange <- lm.LMtests(model_lm, neighbors_listw,
                           test=c("LMerr","RLMerr","LMlag","RLMlag","SARMA"))
summary(ppm_lagrange)

#SLM (Model SAR)
model_SLM <- lagsarlm(model ,data=ppm, neighbors_listw)
summary(model_SLM)
model_SLM_res <- residuals(model_SLM)

bp_SLM <- bptest.Sarlm(model_SLM) #Homoskedastis
norm_SLM <- shapiro.test(model_SLM_res) #Normalitas
RunsTest(model_SLM_res) #Autokorelasi
r2_SLM <- 1 - (model_SLM$SSE/(sum(((Y)-mean((Y)))^2))) #Rsquared

# GSM/Sarma (Model SARMA)
model_SARMA <- sacsarlm(model, data=ppm,neighbors_listw)
summary(model_SARMA)
model_SARMA_res <- residuals(model_SARMA)

bp_SARMA <- bptest.Sarlm(model_SARMA) #Homoskedastis
norm_SARMA <- shapiro.test(model_SARMA_res) #Normalitas
RunsTest(model_SARMA_res) #Autokorelasi
```

```
r2_SARMA <- 1 - (model_SARMA$SSE/(sum(((Y)-mean((Y)))^2))) #Rsquared

#Tabel AIC & R2
AICs<-c(AIC(model_lm), AIC(model_SLM), AIC(model_SARMA))
R_lm <- RsquareAdj(model_lm)
r2_SLM <- 1 - (model_SLM$SSE/(sum(((Y)-mean((Y)))^2))) #Rsquared
r2_SARMA <- 1 - (model_SARMA$SSE/(sum(((Y)-mean((Y)))^2))) #Rsquared
Rsq <- c(R_lm$adj.r.squared , r2_SLM, r2_SARMA)

compare.table <- data.frame(cbind(unname(AICs, force = FALSE), Rsq))
colnames(compare.table) <- c('Global', 'SLM', 'SARMA')
rownames(compare.table) <- c('Skor AIC', 'Adjusted R squared')
compare.table

##Tabel Residual##
model_lm_res <- residuals(model_lm)
model_SLM_res <- residuals(model_SLM)
model_SARMA_res <- residuals(model_SARMA)

df.res.global <- data.frame(ID = c(0:26), model_lm_res)
df.res.SLM <- data.frame(ID = c(0:26), model_SLM_res)
df.res.SARMA <- data.frame(ID = c(0:26), model_SARMA_res)

#merging
library(tidyverse)
df.ress <- list(df.res.global, df.res.SLM, df.res.SARMA)
datres <- data.frame(df.ress %>% reduce(full_join, by = 'ID'))
head(datres)
resid <- data.frame(ID = c(0:26), mod$residuals)
datres2 <- merge(ppm[,1:4], datres, by = 'ID')
View(datres2)

#Export Data Frame menjadi file .txt
write.table(datres2, file = "dataresidual.txt")

#Import Data Residual
library(readxl)
dataresidual <- read_excel("Downloads/SPASIAL/Regresi Spasial/dataresidual.xlsx")
View(dataresidual)

#Import Shapefile#
Jabar <-
readOGR("/Users/hunaivakintan/Downloads/SPASIAL/GWR/petajabar/petajawabaratminuswad
uk.shp")

#Merubah variabel pada data Shapefile menjadi variabel numerik
Jabar@data$ID <- as.numeric(row.names(Jabar@data))
Jabar@data$ID
Jabar@data$row <- as.numeric(row.names(Jabar@data))
Jabar@data$row
str(Jabar@data)

#Menggabungkan Shapefile dengan Data Residual
temp <- merge(Jabar@data, dataresidual, by="ID", all.Jabar=T, sort=F)
temp
Jabar@data
Jabar@data <- temp[order(temp$row),]
Jabar@data$ADM2_EN
str(Jabar@data)

### Layout Plot ###
Data <- read_excel("ipm_jabar.xlsx")
Data.spdf<-SpatialPointsDataFrame(temp[,19:18], temp) #3 dan 4 adalah kolom Lintang
Bujur
head(Data.spdf)
kabkot <- list('sp.pointLabel', Data.spdf, label=Jabar@data$ADM2_EN, cex=0.7)
titik <- list('sp.points', Data.spdf, pch=16, cex=.8, col = "blue")
titik1 <- list('sp.points', Data.spdf, pch=16, cex=.8, col = "darkred")
```

```
#Plot Peta Residual Regresi Linier Berganda
spplot(Jabar, 'model_lm_res', col.regions = brewer.pal(7,"RdBu"),
       main="Plot Peta Residual Regresi Linier Berganda",
       scales = list(draw = TRUE),
       sp.layout=list(kabkot, titik),
       xlab="Longitude",
       ylab="Latitude",
       at=seq(-max(abs(Jabar@data$model_lm_res))-0.001,
              max(abs(Jabar@data$model_lm_res))+0.001,
              2*max(abs(Jabar@data$model_lm_res))/7))

#Plot Peta Residual Model SAR
spplot(Jabar, 'model_SLM_res', col.regions = brewer.pal(7,"PuOr"),
       main="Plot Peta Residual Model SAR",
       scales = list(draw = TRUE),
       sp.layout=list(kabkot, titik),
       xlab="Longitude",
       ylab="Latitude",
       at=seq(-max(abs(Jabar@data$model_SLM_res))-0.001,
              max(abs(Jabar@data$model_SLM_res))+0.001,
              2*max(abs(Jabar@data$model_SLM_res))/7))

#Plot Peta Residual Model SARMA
spplot(Jabar, 'model_SARMA_res', col.regions = brewer.pal(7,"PiYG"),
       main="Plot Peta Residual Model SARMA",
       scales = list(draw = TRUE),
       sp.layout=list(kabkot, titik),
       xlab="Longitude",
       ylab="Latitude",
       at=seq(-max(abs(Jabar@data$model_SARMA_res))-0.001,
              max(abs(Jabar@data$model_SARMA_res))+0.001,
              2*max(abs(Jabar@data$model_SARMA_res))/7))
```