

# Robust Spatial Durbin Model untuk pemodelan tingkat penganguran terbuka di Provinsi Jawa Tengah.

Wahyu Rifdha Rahmadhani<sup>1</sup>, Rokhana Dwi Bekt<sup>i\*2</sup>, and Noeryanti<sup>3</sup>

1-3 Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan  
Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta  
Jl. Kalisahak No.28 Kompleks Balapan, Yogyakarta 55222  
w.rifdhaa.r@gmail.com; rokhana@akprind.ac.id.; snoeryanti@gmail.com

## Abstrak

Pengangguran masih menjadi masalah yang sangat krusial yang dihadapi oleh negara Indonesia. Badan Pusat Statistik mencatat jumlah pengangguran Indonesia tahun 2019 sebesar 4.44 persen, naik sebesar 2.04 persen di tahun 2020. Tujuan Penelitian ini untuk mengetahui bagaimana karakteristik pola spasial dan pemodelan tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Tengah. Data tingkat pengangguran terbuka dicurigai mempunyai pola spasial dan mengandung outlier sehingga akan dimodelkan dengan menggunakan RSDM. Menghapus outlier dalam analisis spasial dapat mengubah komposisi efek spasial pada data. Salah satu metode penyelesaian akibat outlier dalam regresi spasial model dengan menggunakan regresi robust spasial. Metode Robust Spatial Durbin Model yang merupakan salah satu metode yang digunakan jika terjadi outlier spasial. Hasil penelitian menunjukkan terdapat karakteristik pola spasial dan pemodelan pada setiap variabel dependent dan independent yang berbeda dengan variabel independen yang saling berkorelasi. Selain itu, pemodelan RSDM merupakan model yang baik untuk memperbaiki dari pada model SDM dalam memodelkan Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2021 karena memiliki nilai R<sup>2</sup> yaitu 49.85% dan nilai AIC terkecil yaitu 22.563.

**Kata Kunci** tingkat pengangguran terbuka, robust spatial, durbin model, outlier spasial, regresi robust.

Digital Object Identifier 10.36802/jnalanloka.2022.v4-no2-91-103

## 1 Pendahuluan

Pengangguran sering menjadi masalah dalam perekonomian dan merupakan salah satu masalah sosial yang dihadapi oleh negara Indonesia. Dengan adanya pengangguran produktivitas serta pendapatan masyarakat akan berkurang sehingga dapat meningkatkan kemiskinan dan meningkatkan tingkat kriminalitas. Meningkatnya jumlah pengangguran di setiap negara akan mempengaruhi pertumbuhan ekonomi di negara tersebut. Salah satu penyebab terjadinya pengangguran yaitu minimnya lapangan pekerjaan, keterampilan pelamar yang tidak memenuhi kriteria, domisili jauh dari tempat lowongan pekerjaan, dan kenaikan jumlah penduduk yang tidak dibarengi dengan perkembangan lapangan pekerjaan. Analisis dalam statistika yang sering digunakan untuk pemodelan adalah analisis regresi. Regresi merupakan analisis yang digunakan untuk mengukur ada atau tidaknya korelasi atau hubungan antar variabel. Analisis ini bertujuan untuk mengetahui arah hubungan antara variabel independen

\* Corresponding author.

dengan variabel dependen. Antara satu wilayah dengan wilayah yang lain biasanya lazim terjadi efek spasial yang berarti wilayah satu mempengaruhi wilayah lain. Model yang dapat menjelaskan hubungan antara suatu wilayah dengan wilayah sekitarnya adalah model spasial [1].

Menurut Anselin (1988), Spatial Durbin Model (SDM) merupakan model regresi spasial yang memiliki bentuk seperti Spatial Autoregressive Model (SAR) yang memiliki spasial lag pada variabel dependen ( $y$ ) [2]. Hanya saja, SDM memiliki ciri khas adanya spasial lag pada variabel independen ( $x$ ). Regresi robust adalah metode regresi yang digunakan ketika residual tidak berdistribusi normal atau ada beberapa pencilan yang mempengaruhi model. Metode ini sebagai alat yang penting untuk menganalisis data yang terkontaminasi oleh pencilan dan dapat memberikan hasil yang resisten akan kehadiran pencilan. Salah satu metode estimasi dalam regresi robust adalah Robust M-estimator. Salah satu penyebab ketidak tepatan model regresi spasial dalam memprediksi adalah pengamatan outlier. Menghapus outlier dalam analisis spasial dapat mengubah komposisi efek spasial pada data. Apabila spatial durbin model (SDM) terdapat pencilan (outlier) pada residual-nya disebut dengan Robust Spatial Durbin Model (RSDM) [3].

## 2 Metodologi

Penelitian ini menggunakan jenis desain penelitian penelitian kuantitatif deskriptif yang dimana pendekatan penelitian disajikan dalam bentuk angka atau bersifat numerik dan interpretasi hasil tersebut dilakukan dalam bentuk deskripsi. Desain ini dilakukan dengan menganalisis data dan menyusun data yang sudah ada sesuai dengan kebutuhan penulis. Metode pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Tengah (<https://jateng.bps.go.id/>) pada tahun 2021. Data yang digunakan merupakan data yang terdiri dari Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Jumlah Tenaga Kerja, Indeks Pembangunan Manusia, dan PDRB Per Kapita pada tahun 2021. Regresi Berganda Dengan *Ordinary Least Squares* (OLS) Regresi linier berganda merupakan model regresi yang mengandung lebih dari satu variabel predictor. Persamaan regresi linier berganda dengan  $k$  variabel predictor adalah tertampil dalam Persamaan 1.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Keterangan :

$Y_i$  : Variabel dependen pengamatan ke- $i$ ;  $i = 1, 2, \dots, n$ ,

$X_{ik}$  : Variabel independen pengamatan ke- $i$ ;  $i = 1, 2, \dots, n$ ,

$\beta_0$  : Konstanta,

$\beta_k$  : Koefisien regresi ke- $k$  ( $k = 1, 2, \dots, p$ ),

$\varepsilon_i$  : Error yang terikat dengan asumsi identik, independen, dan berdistribusi normal.

### Pengujian signifikansi parameter dengan Uji F

Pengujian dilakukan dengan maksud untuk mengetahui bagaimana pengaruh secara keseluruhan dari variabel independen ( $X$ ) terhadap variabel dependen ( $Y$ ) dengan hipotesis,  $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_p = 0$  dan  $H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0$ .

Tingkat kepercayaan  $\alpha$  5%, digunakan rumus statistik uji dengan persamaan 2.

$$F_{\text{hitung}} = \frac{KTR}{KTG} \quad (2)$$

Kriteria pengambilan keputusan: Jika  $F_{\text{hitung}} > F_{(\alpha; (k, n-(k+1)))}$  maka  $H_0$  ditolak, artinya secara bersama-sama variabel independen ( $X$ ) berpengaruh terhadap variabel dependen ( $Y$ ).

### Regresi spasial

Regresi spasial adalah metode regresi yang digunakan untuk tipe data spasial atau data yang memiliki efek lokasi (*spatial effect*). Menurut LeSage (1999) menjelaskan bahwa model umum regresi spasial dapat dituliskan seperti persamaan 3 [4].

$$Y = \rho W y + X\beta + \mu \quad \mu = \lambda W\mu + \varepsilon; \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2 I_n) \quad (3)$$

Keterangan :

$y$  : Vektor variabel dependen berukuran  $nx1$

$\rho$  : Koefisien parameter spasial lag dari variabel dependen

$W$  : Matriks pembobot spasial yang berukuran  $n \times n$ ,

$X$  : Matriks variabel independen berukuran  $n \times (k+1)$ ,

$\beta$  : Vektor Koefisien parameter regresi berukuran  $(k+1) \times 1$ ,

$\lambda$  : Koefisien parameter spasial *error*,

$\mu$  : Vektor *error* yang mempunyai efek spasial dengan ukuran  $nx1$ , dan

$\varepsilon$  : Vektor *error* dengan ukuran  $nx1$  yang terdistribusi normal dengan nilai *mean* nol dan variansi ( $\sigma_\varepsilon^2 I_n$ ).

### Matriks pembobot spasial

Hubungan kedekatan (*neighbouring*) antar lokasi dinyatakan dalam suatu matrik pembobot spasial  $W$ , dengan elemen-elemen matriks tersebut adalah  $W_{ij}$  yang menunjukkan ukuran ketetanggaan wilayah ke- $i$  dan wilayah ke- $j$ . Pemberian kode pada nilai pembobotan di antaranya adalah dengan kode biner.  $W_{ij} = 1, 0$ , untuk  $i$  dan  $j$  yang berdekatan. Jumlah tetangga pada suatu baris yang sama pada matrik pembobot adalah *row standardization* yang dihitung dengan persamaan 4.

$$W_{ij}^* = \frac{W_{ij}}{\sum_{i=1}^n} \quad (4)$$

Dengan  $W_{ij}$  adalah pembobot kode biner antar lokasi  $i$  dan  $j$ , sedangkan  $\sum_{i=1}^n$  adalah penjumlahan matrik pembobotan  $W$  pada baris ke- $i$  sehingga nilai  $W_{ij}^*$  adalah antara 0 hingga 1 dan penjumlahan matrix  $W_{ij}^*$  pada setiap baris ke- $i$  adalah 1.

Metode *Lagrange Multiplier* digunakan untuk menguji dependensi spasial dalam *lag* ( $LM_{\text{lag}}$ ) dan uji dependensi spasial dalam *error* ( $LM_{\text{error}}$ ). Uji  $LM_{\text{lag}}$  digunakan untuk identifikasi model SAR, selain itu dapat juga untuk model SDM dengan hipotesis  $H_0 : \rho = 0$  (tidak ada dependensi spasial *lag*) dan  $H_1 : \rho \neq 0$  (ada dependensi spasial *lag*). Statistik uji dihitung dengan menggunakan persamaan 5.

$$LM_{\text{lag}} = \frac{\left( \frac{\varepsilon_t W_1 y}{S^2} \right)^2}{\frac{(W_1 X \beta)^t M (W_1 X \beta) + TS^2}{S^2}} \quad (5)$$

Keterangan,

$X$  : Matriks variabel independen,

$W$  : Matriks bobot spasial, dan

$\varepsilon$  : Vektor *error*.

Daerah penolakan  $H_0$  ditolak jika nilai  $P_{value} < \alpha$  atau nilai  $LM_{lag} > X_{\alpha(k-1)}^2$ .

Uji  $LM_{error}$  digunakan untuk identifikasi model SEM. Dengan hipotesis  $H_0 : \lambda = 0$  (tidak ada dependensi spasial *error*) dan  $H_1 : \lambda \neq 0$  (ada dependensi spasial *error*). Statistik uji dihitung dengan menggunakan persamaan 6.

$$LM_{error} = \frac{\left(\frac{\varepsilon_t W_{2y}}{\alpha^2}\right)^2}{T} \quad (6)$$

Daerah penolakan  $H_0$  ditolak jika nilai  $P_{value} < \alpha$  atau nilai  $LM_{error} > X_{\alpha(k-1)}^2$ .

Menurut Goodchild (1986), untuk mengetahui apakah ada autokorelasi spasial antar lokasi dapat dilakukan uji autokorelasi spasial dengan menggunakan Moran's I. Rumus Moran's I dengan matriks pembobot dalam bentuk normalitas atau matriks yang sudah terstandarisasi adalah seperti persamaan 7 [5].

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (X_i - \bar{X})^2} \quad (7)$$

Keterangan:

$I$  : Indeks Moran's  $I$ ,

$n$  : Banyaknya lokasi kejadian,

$X_i$  : Nilai pada lokasi  $i$ ,

$X_j$  : Nilai lokasi pada  $j$ ,

$\bar{X}$  : Rata-rata dari jumlah variabel atau nilai, dan

$W_{ij}$  : Elemen pada pembobot terstandarisasi antara daerah  $i$  dan  $j$ .

Nilai indeks Moran's  $I$  berkisar antara -1 dan 1. Identifikasi pola menggunakan kriteria nilai indeks Moran's  $I$ , jika nilai  $I > E(I)$  maka memiliki pola mengelompok, jika  $I < E(I)$  maka memiliki pola menyebar, jika  $I = E(I)$  maka memiliki pola menyebar tidak merata.  $E(I)$  adalah nilai ekspektasi dari  $I$  yang dirumuskan dalam persamaan 8 [6].

$$E(I) = I_0 = -\frac{1}{1-n} \quad (8)$$

Pengujian hipotesis terhadap parameter  $I$  dapat dilakukan dengan  $H_0 : I = 0$ , (Tidak ada autokorelasi spasial antar lokasi) dan  $H_1 : I \neq 0$ , (Ada autokorelasi spasial antar lokasi).

Penculan adalah pengamatan yang tampak berbeda dengan pengamatan lainnya pada sekumpulan data yang ada (Barnett dan Lewis, 1994). Spatial outlier dapat disebabkan oleh mekanisme pengambilan nilai observasi yang berbeda dengan lainnya [7]. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendeteksi adanya outlier adalah dengan *spatial statistics Z test* dengan langkah hipotesis,  $H_0$  : Data tidak mengandung outlier dan  $H_1$  : Data mengandung outlier. Statistik uji digunakan persamaan 9.

$$Z_{u_i}(x) = \left| \frac{u_i - \bar{u}_i}{\sigma(u_i)} \right| > \theta \quad (9)$$

Keterangan,

$u_i(x)$  : selisih data actual ke- $i$  dengan rata-rata lokasi yang bertetanggaan dengan data ke- $i$ ;  
 $i = 1 \dots n$ ,

$\sigma(u_i(x))$  : standar deviasi dari  $u_i(x)$ ,

$\theta$  : nilai peluang distribusi normal untuk tingkat kepercayaan tertentu,  
 $\mu(u_i(x))$  : rata-rata dari  $u_i(x)$ , dan  
 $u_i$  : kelompok yang bertetanggaan dari  $x_i$ .

Daerah penolakan  $H_0$  ditolak jika nilai  $Z_{u_i}x > \theta; \theta = 1.645$

Menurut Le Sage & Pace (2009) model *Spatial Durbin Model* memiliki bentuk seperti dalam persamaan 10 [8].

$$Y = \rho W_y + \alpha 1_n + X\beta + WX\theta + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n) \quad (10)$$

Pengujian signifikansi parameter pemodelan spasial menggunakan uji Wald Anselin (1988) dengan hipotesis  $H_0 : \theta_j = 0$ ,  $H_1 : \theta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$ . Statistik uji dihitung dengan persamaan 11 [2].

$$Wald_\theta = \frac{\hat{\theta}_j^2}{var(\hat{\theta}_j)} \quad (11)$$

Dengan  $var(\hat{\theta}_j)$  adalah elemen diagonal dari matriks varians yang berkorelasional terhadap  $\theta$ . Kriteria pengambilan keputusan adalah  $H_0$  ditolak jika nilai  $Wald > X_{\alpha, i}^2$ .

Menurut Draper dan Smith (1998), regresi robust adalah metode regresi yang digunakan ketika residual tidak berdistribusi normal atau ada beberapa pencaran yang mempengaruhi model [9]. Metode ini adalah alat yang penting untuk menganalisis data yang terkontaminasi oleh pencaran dan dapat memberikan hasil yang resistan terhadap pencaran. Perhitungan regresi robust cukup sederhana tetapi untuk memperoleh dugaan terbaik perlu dilakukan perhitungan secara iteratif sehingga diperoleh nilai dugaan yang memiliki standar error parameter yang paling kecil. Salah satu metode estimasi dalam regresi robust adalah Robust M-estimator.

*Robust Spatial Durbin Model* (RSDM) digunakan ketika terdapat pencaran pada *residual* SDM. Estimasi parameter RSDM dilakukan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS), diperoleh dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat sisa seperti persamaan 12 [10].

$$\Sigma e_i^2 = \Sigma [(I - \rho W)y_i - Z_1\delta_{1i} - Z_2\delta_{2i} - \dots - Z_k\delta_{ki}]^2 \quad (12)$$

## Perbandingan Model Regresi

Perhitungan nilai koefisien determinasi menggunakan persamaan 13 dengan  $SSE$  adalah jumlah kuadrat *error* dan  $SST$  adalah jumlah kuadrat total. Koefisien determinasi bernilai  $0 \leq R^2 \leq 1$ . Semakin besar nilai  $R^2$ , menunjukkan kepercayaan terhadap model semakin besar.

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (13)$$

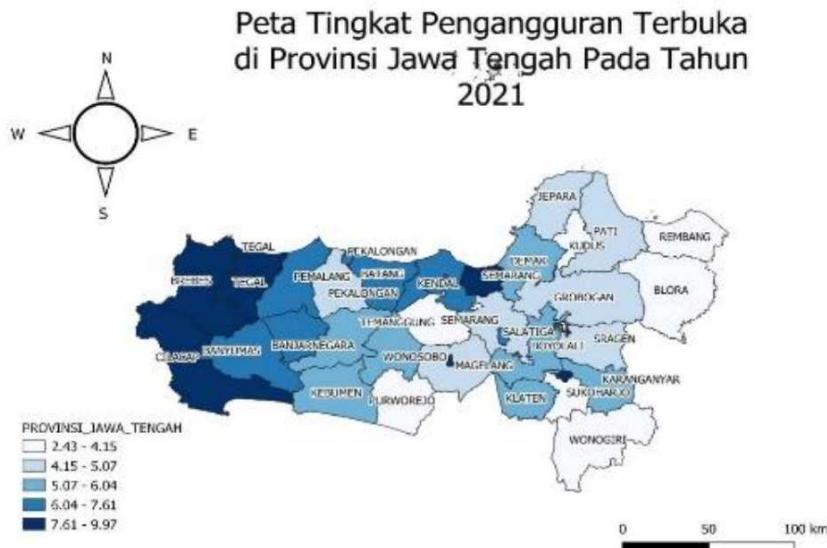
Nilai *Akaike Information Criterion* & *Schwarz Information Criterion* (AIC & SIC) dihitung dengan menggunakan persamaan 14. Model dengan nilai AIC terendah di antara semua model yang mungkin digunakan dalam penelitian.

$$AIC = e^{\frac{2k}{n}} \frac{\sum_{u=1}^n \hat{u}^2}{n} \quad (14)$$

Dengan  $k$  : jumlah parameter yang diestimasi,  $n$  : banyaknya data,  $e$ : 2.718 dan  $u$ : sisa (residual).

### 3 Hasil dan pembahasan

Untuk melihat pola spesial masing-masing variabel dilakukan pemetaan seperti yang disajikan dalam Gambar 1 dan 2.



**Gambar 1** Peta tingkat pengangguran.



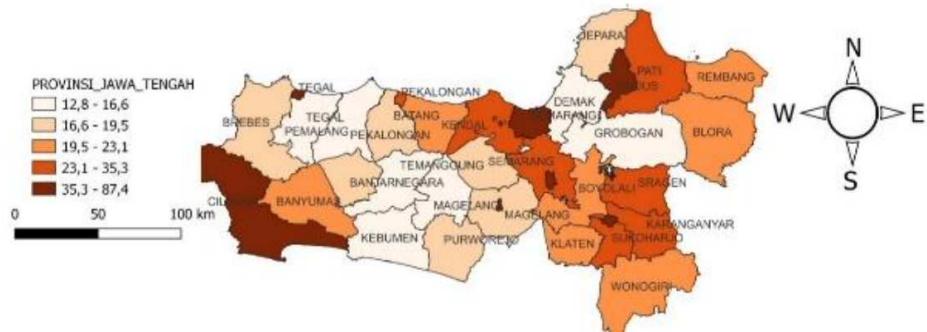
**Gambar 2** Peta jumlah tenaga kerja.

Gambar 1 menunjukkan pola Spasial tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Tengah sebagian besar berada pada kelas sangat tinggi yaitu berkisar antara 7.61% – 9.97% yang ditandai dengan warna biru gelap yang berada di Kabupaten Cilacap, Kabupaten Kendal,



■ Gambar 3 Peta indeks pembangunan.

### Peta Produk Domestik Regional Bruto Per Kapita di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2021



■ Gambar 4 Peta produk domestik.

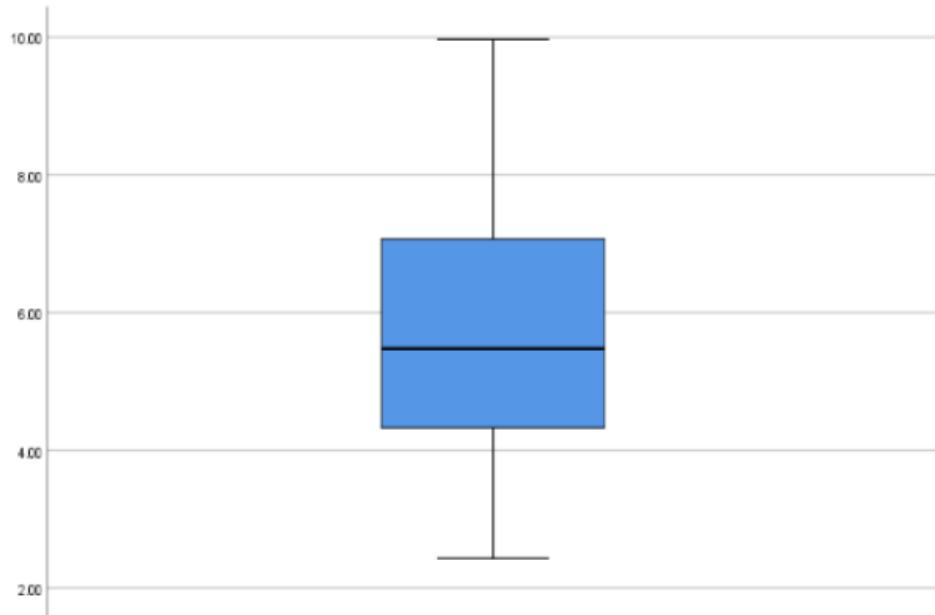
Kabupaten Tegal, Kabupaten Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Semarang, dan Kota Tegal.

Gambar 2 menunjukkan pola Spasial jumlah tenaga kerja di Provinsi Jawa Tengah sebagian besar berada pada kelas sangat rendah berkisar antara 1603 – 16833 jiwa yang ditandai dengan warna coklat tua yang berada di Kabupaten Cilacap, Kabupaten Kebumen, Kabupaten Tegal, Kabupaten Rembang, Kabupaten Blora, Kota Surakarta, Kota Magelang, dan Kota Tegal, menyebar pada wilayah yang jauh dari ibukota Provinsi Jawa Tengah.

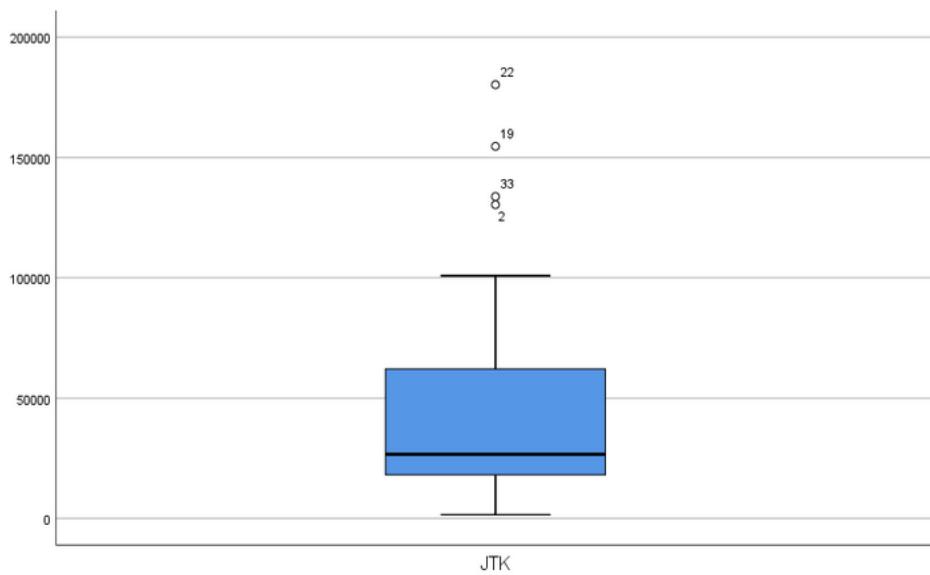
Gambar 3 menunjukkan pola Spasial indeks pembangunan manusia di Provinsi Jawa Tengah sebagian besar berada pada kelas sedang ditandai dengan warna cream berkisar antara 70,4 – 72,7 yang berada di Kabupaten Cilacap, Kabupaten Banyumas, Kabupaten Grobogan, Kabupaten Wonogiri, Kabupaten Rembang, Kabupaten Pati, Kabupaten Jepara, Kabupaten Demak, dan Kabupaten Kendal.

Gambar 4 menunjukkan pola Spasial PDRB Perkapita di Provinsi Jawa Tengah sebagian

besar sama pada kelas sangat tinggi pada tahun 2021 berkisar antara 35.3 – 87.4 yang ditandai dengan warna coklat tua yang berada di Kabupaten Cilacap, Kabupaten Kudus, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Salatiga, dan Kota Tegal.

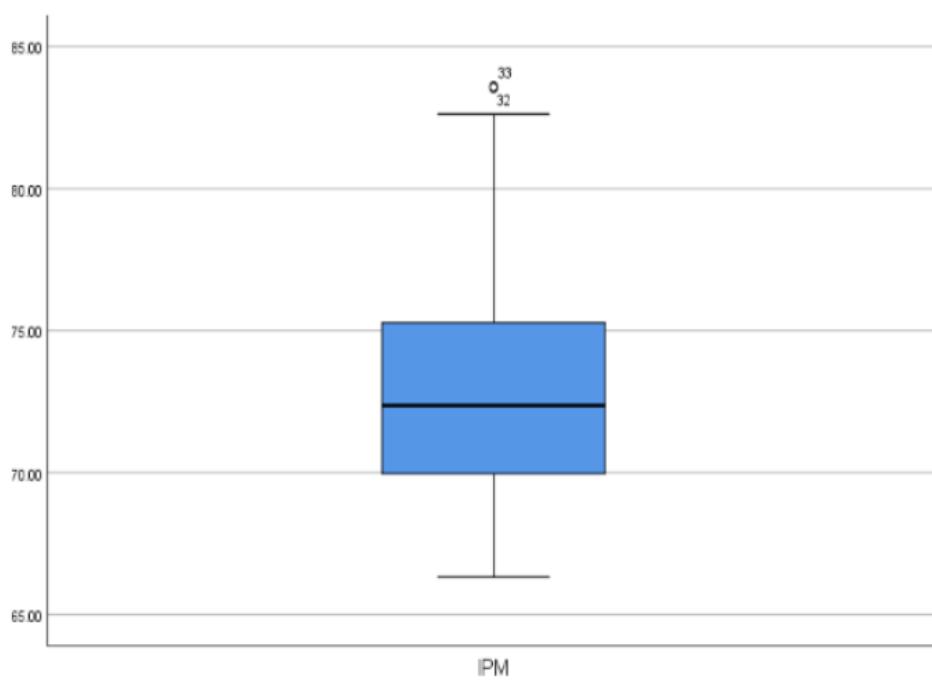


■ **Gambar 5** Tingkat pengangguran terbuka.

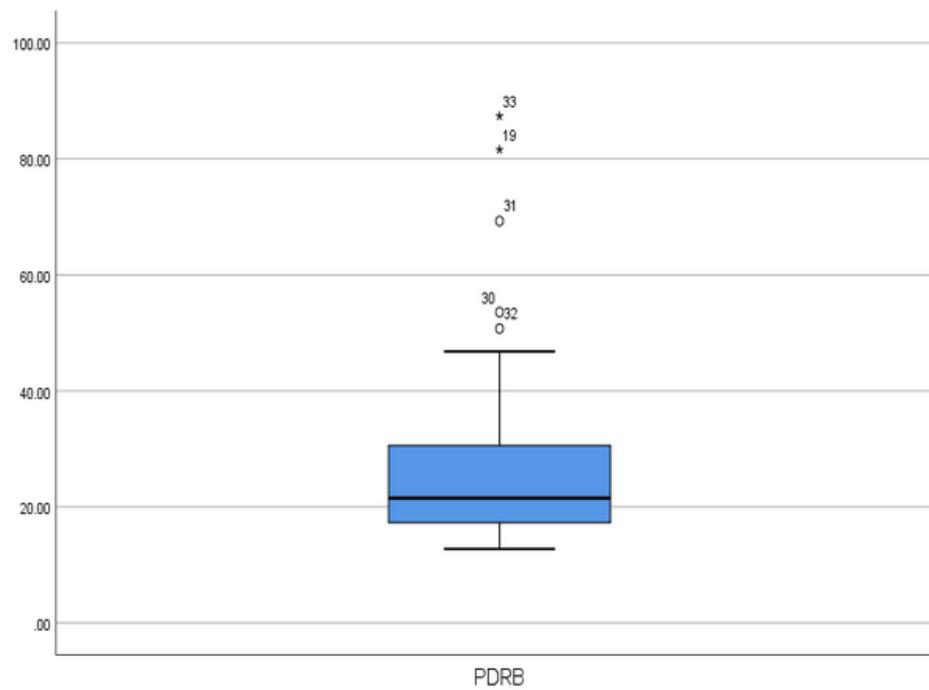


■ **Gambar 6** Jumlah tenaga kerja.

Pada gambar 5- 8 di atas juga dapat dilihat bahwa tidak terdapat outlier pada variabel  $Y$  atau TPT. Sedangkan pada variabel  $X_1$  atau  $JTK$  terdapat outlier pada data ke-2, 19, 22 dan 33, dengan data outlier terekstrim terdapat di data ke 22. Sedangkan pada variabel



■ **Gambar 7** Indeks pembangunan manusia.



■ **Gambar 8** PDRB per kapita.

$X_2$  atau  $IPM$  di data ke-32 dan 33. Sedangkan pada variabel  $X_3$  atau PDRB Per Kapita di data ke-19, 30, 31, 32, dan 33, dengan data outlier terekstrim terdapat di data ke-19 dan 33. Perhitungan hasil estimasi parameter ditunjukkan dalam Tabel 1.

■ **Tabel 1** Hasil estimasi parameter

Estimasi parameter	Koefisien	Tvalue	P value
$\bar{\beta}_0$	$1.070 \times 10^1$	1.346	0.1880
$\bar{\beta}_1$	$-1.259 \times 10^{-5}$	-1.577	0.1249
$\bar{\beta}_2$	$-8.364 \times 10^{-2}$	-0.715	0.4798
$\bar{\beta}_3$	$6.424 \times 10^{-2}$	2.254	0.0314

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 1, maka model regresi berganda yang terbentuk pada persamaan 15.

$$\hat{y} = 0.1070 - 1.259 \times 10^{-5} JTK - 0.08364 IPM + 0.06424 PDRB \quad (15)$$

Model regresi berganda yang diperoleh dapat diinterpretasikan, sebagai berikut: Koefisien jumlah tenaga kerja sebesar  $-1.259 \times 10^{-5}$  yang artinya jika nilai variabel independent lain tetap dan jumlah tenaga kerja mengalami kenaikan 1 orang/jiwa, maka tingkat pengangguran terbuka akan mengalami penurunan sebesar 0.00001259 %. Koefisien indeks pembangunan manusia sebesar -0.08364 yang artinya jika nilai variabel independent lain tetap dan indeks pembangunan manusia mengalami kenaikan 1 satuan, maka tingkat pengangguran terbuka akan mengalami penurunan sebesar 0.08364 %. Koefisien PDRB Per Kapita sebesar 0.06424 yang artinya jika nilai variabel independent lain tetap dan indeks pembangunan manusia mengalami kenaikan 1 satuan, maka tingkat pengangguran terbuka akan mengalami kenaikan sebesar 0.0642%. Uji Simultan atau Uji F ditampilkan dalam Tabel 2.

■ **Tabel 2** Hasil Output Uji F atau Uji Simultan

F statistics	P value	R <sup>2</sup>
2.564	0.07259	0.1988

Berdasarkan tabel 2 diperoleh nilai R-square 19.88% yang menunjukkan besar variansi variabel tingkat pengangguran terbuka yang dapat dijelaskan oleh model. Untuk mengambil keputusan, pengujian menggunakan hipotesis yaitu  $H_0$  : Variabel jumlah tenaga kerja, indeks pembangunan manusia, dan PDRB Per Kapita tidak berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka  $H_1$  : minimal salah satu dari variabel jumlah tenaga kerja, indeks pembangunan manusia, dan PDRB Per Kapita berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka.

Taraf Signifikansi = 5% = 0.05, nilai kritis uji  $F_{0.05(3;31)} = 2.91$  (dapat dilihat pada tabel F), Statistik Uji,  $P_{value} = 0.07259$ ,  $F_{hitung} = 2.564$ , daerah penolakan  $H_0$  ditolak jika nilai  $P_{value} < \alpha$  atau  $F_{hitung} > F_{tabel}$ .

Dari hasil statistik uji diperoleh nilai  $P_{value} = 0.07259 >= 0.05$  dan nilai  $F_{hitung} = 2.564 < F_{0.05(3;31)} = 2.91$  maka  $H_0$  tidak ditolak artinya variabel jumlah tenaga kerja, indeks pembangunan manusia, dan PDRB Per Kapita tidak berpengaruh terhadap tingkat pengangguran terbuka dengan tingkat kepercayaan 95%.

Berdasarkan pengujian Moran's I pada Tabel 3 dengan menggunakan signifikansi  $\alpha = 5\%$  diperoleh variabel yang signifikan adalah tingkat pengangguran terbuka, dan IPM.

Setelah dilakukan pengujian efek spasial melalui uji Moran's I diketahui bahwa ada hubungan ketetanggaan antar Kabupaten/Kota di variabel indeks pembangunan manusia. Melalui uji LM diketahui terjadi dependensi spasial sehingga model SDM layak digunakan dengan hasil tertampil pada Tabel 4. \*) signifikan pada = 5%.

■ **Tabel 3** Nilai statistik Z dari Moran's I Test

Variabel	$I_M$	$E(I_M)$	$Var(I_M)$	$Z(I_M)$	$P_{value}$
TPT	0.36441545	-0.02941176	0.01347196	3.3931	0.0006912*
JTK	0.08327844	-0.02941176	0.01254624	1.0061	0.3144
IPM	0.21920333	-0.02941176	0.01305365	2.176	0.02955*
PDRB	-0.02590453	-0.02941176	0.01211521	0.031864	0.9746

■ **Tabel 4** Output Spatial Durbin Model

Parameter	Estimate	Std. Error	$Z_{value}$	$P_{value}$
(intercept)	21.083	11.243	1.8752	0.060764
$\hat{\beta}_{11}$	$-1.3424 \times 10^{-5}$	$5.9196 \times 10^{-6}$	-2.2678	0.023342*
$\hat{\beta}_{12}$	-0.0048518	0.093073	-0.0521	0.958426
$\hat{\beta}_{13}$	0.058342	0.022279	2.6187	0.008827*
$\hat{\beta}_{21}$	$6.5963 \times 10^{-6}$	$1.0302 \times 10^{-5}$	0.6403	0.521983
$\hat{\beta}_{22}$	-0.30347	0.16105	-1.8843	0.059529
$\hat{\beta}_{23}$	0.083393	0.059434	1.4031	0.160584
$\hat{\rho}$	0.61235	0.14049	4.3587	0.001538*

Berdasarkan tabel 4 diperoleh pemodelan SDM seperti tampak dalam persamaan 17.

$$\hat{y} = 0.61235 \sum_{j=1}^n W_{ij} Y_j + 21.083 - 1.3424 \times 10^{-5} X_{1i} - 0.0048518 X_{2i} + 0.058342 X_{3i} + 6.5963 \times 10^{-6} \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{1j} + 0.30347 \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{2j} + 0.083393 \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{3j} \quad (16)$$

Diketahui bahwa ada autokorelasi spasial antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah pada persentase tingkat pengangguran terbuka yaitu parameter  $\hat{\beta}_{11}$  dan  $\hat{\beta}_{13}$ . Setelah dilakukan pengujian deteksi outlier melalui boxplot dan perhitungan penciran outlier dan diketahui bahwa ada outlier di variabel independen. Melalui SDM diketahui pengujian signifikansi ada 2 parameter yaitu  $\hat{\beta}_{11}$ , dan  $\hat{\beta}_{13}$  yang terjadi autokorelasi spasial antar Kabupaten/Kota sehingga model RSDM layak digunakan (Tabel 5).

■ **Tabel 5** Output Robust Spatial Durbin Model

	Estimate	Variance	Wald	Sig.
$\hat{\rho}$	0.61235	0.0052388	71.5749*	0.0000
$\hat{\alpha}$	-13.475	61.446	2.9553	0.085592
$\hat{\beta}_1$	$-2.3274 \times 10^{-5}$	$7.5171 \times 10^{-11}$	7.2062*	0.0072648
$\hat{\beta}_{22}$	0.23700	0.012126	4.6324*	0.031373
$\hat{\beta}_{33}$	0.042491	$6.8185 \times 10^{-4}$	2.6480	0.10367
$\hat{\theta}_1$	$2.9526 \times 10^{-6}$	$1.7173 \times 10^{-11}$	0.5076	0.47615
$\hat{\theta}_2$	-0.047462	$6.0686 \times 10^{-5}$	37.1193*	$1.1111 \times 10^{-9}$
$\hat{\theta}_3$	0.012565	$2.1238 \times 10^{-4}$	0.7434	0.38856

\*) signifikan pada = 5%.

Berdasarkan tabel 5 diperoleh pemodelan RSDM dalam persamaan 17.

$$\hat{y} = 0.61235 \sum_{j=1}^n W_{ij} Y_j - 13.475 - 2.3274 \times 10^{-5} X_{1j} + 0.23700 X_{2j} + 0.042491 X_{3j} + 2.9526 \times 10^{-6} \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{1j} - 0.047462 \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{2j} + 0.012565 \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{3j} \quad (17)$$

Dari hasil analisis Robust Spatial Durbin Model tanpa menggunakan variabel laju pertumbuhan penduduk masih ada kemungkinan diperoleh model yang lebih baik lagi, sehingga perlu dilakukan analisis lebih lanjut lagi dengan mengeluarkan variabel yang tidak signifikan yaitu variabel PDRB Per Kapita. Dari persamaan RSDM di atas juga dapat digambarkan dalam suatu wilayah. Misalkan diambil wilayah yang diamati adalah Kabupaten Cilacap (lokasi ke-1) sedangkan wilayah yang bersinggungan dengan Kabupaten Cilacap adalah Kabupaten Brebes (lokasi ke-29) dan Kabupaten Banyumas (lokasi ke-2). Sehingga persamaan regresi dugaan yang diperoleh adalah dalam persamaan 18.

$$\hat{y} = 0.61235 \left( \frac{1}{2}Y_{29} + \frac{1}{2}Y_2 \right) + 13.475 - 2.3274X10^{-5}X_1 + 0.23700X_2 + 2.9526X10^{-6} \left( \frac{1}{2}X_{1.29} + \frac{1}{2}X_{1.2} \right) + 0.047462 \left( \frac{1}{2}X_{2.29} + \frac{1}{2}X_{2.2} \right) \quad (18)$$

Dan jika dijabarkan menjadi persamaan 19.

$$\hat{y} = 0.3067Y_{29} + 0.3067Y_2 + 13.475 - 2.3274X10^{-5}X_1 + 0.23700X_2 + 1.4766X10^{-6}X_{1.29} + 1.4766X10^{-6}X_{1.2} + 0.0237X_{2.29} - 0.0237X_{2.2} \quad (19)$$

Interpretasi dari persamaan diatas, apabila variabel jumlah tenaga kerja ( $X_1$ ) mengalami kenaikan satu jiwa dan variabel bebas lainnya konstan, maka persentase tingkat pengangguran terbuka akan mengalami penurunan sebesar  $-2.3274X10^{-5}\%$ , apabila variabel indeks pembangunan manusia ( $X_2$ ) mengalami kenaikan satu satuan dan variabel bebas lainnya konstan, maka persentase tingkat pengangguran terbuka akan mengalami peningkatan sebesar 0.23700%. Selanjutnya apabila terjadi peningkatan persentase tingkat pengangguran terbuka di Kabupaten Brebes, dan Kabupaten Banyumas sebesar satu satuan dan variabel bebas lainnya konstan, maka pengaruh kedekatan dari masing-masing daerah tersebut terhadap persentase tingkat pengangguran terbuka di Kabupaten Cilacap naik sebesar 0.3067 satuan. Apabila terjadi peningkatan jumlah tenaga kerja di Kabupaten Brebes, dan Kabupaten Banyumas sebesar satu satuan dan variabel bebas lainnya konstan maka pengaruh kedekatan dari masing-masing daerah tersebut terhadap persentase tingkat pengangguran terbuka di Kabupaten Cilacap naik sebesar  $1.4766X10^{-6}$  satuan.

Berdasarkan perhitungan didapatkan bahwa dengan model SDM memiliki nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 57.27% sedangkan model RSDM memiliki nilai ( $R^2$ ) sebesar 0.4985 atau 49.85%. Nilai AIC terkecil ialah pada model RSDM sebesar 22.563, dapat disimpulkan juga bahwa model yang baik dalam pemodelan tingkat pengangguran terbuka di provinsi Jawa Tengah dengan menggunakan metode Robust Spatial Durbin Model.

#### 4 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dengan menggunakan metode RSDM menghasilkan beberapa kesimpulan. Pertama dengan pola spasial menggunakan uji Moran's I menunjukkan bahwa variabel TPT dan IPM di Provinsi Jawa Tengah terdapat autokorelasi antar wilayah pengamatan atau ada keterkaitan Tingkat pengangguran Terbuka antar Kabupaten/Kota.

Kedua karena model OLS tidak bisa digunakan maka selanjutnya dilakukan pengujian Spasial Durbin Model (SDM) di Provinsi Jawa Tengah yang memiliki nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0.5727 atau 57.27%. Dan diketahui bahwa ada autokorelasi spasial antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah pada persentase tingkat pengangguran

terbuka yaitu parameter  $\hat{\beta}_{11}$  dan  $\hat{\beta}_{13}$ . Dan tidak ada pengaruh ketetanggan lag spasial antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah terhadap persentase tingkat pengangguran terbuka.

Ketiga deteksi outlier menggunakan metode spasial boxplot dan perhitungan pencilan outlier, didapatkan hasil ada outlier: berdasarkan Boxplot diperoleh bahwa tidak terdapat outlier pada variabel Y atau TPT. Sedangkan pada variabel X1 atau JTK terdapat outlier pada data ke-2, 19, 22 dan 33, dengan data outlier terekstrim terdapat di data ke-22. Sedangkan pada variabel X2 atau IPM di data ke-32 dan 33. Sedangkan pada variabel X3 atau PDRB Per Kapita di data ke-19, 30, 31, 32, dan 33, dengan data outlier terekstrim terdapat di data ke-19 dan 33.

Keempat berdasarkan hasil dari model RSDM di Provinsi Jawa Tengah memiliki nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0.4985 atau 49.85%. Dan diketahui bahwa ada autokorelasi spasial antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah pada persentase tingkat pengangguran terbuka yaitu parameter  $\hat{\beta}_1$ ,  $\hat{\beta}_2$  dan  $\hat{\theta}^2$ .

Kelima dari hasil perbandingan ke-3 model dapat dilihat dari nilai AIC bahwa nilai AIC terkecil yaitu pada model RRSDM sebesar 22.563 dengan nilai koefisien determinasi ( $R^2$ ) sebesar 0.4985 atau 49.85%.

## Pustaka

- 1 N. Nidyashofa and M. Y. Darsyah, "Pemilihan model regresi spasial pada tingkat pengangguran terbuka di provinsi jawa tengah," *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, vol. 8, no. 1, 2020.
- 2 L. Anselin, *Spatial econometrics: methods and models*. Springer Science & Business Media, 1988, vol. 4.
- 3 H. N. Khofifah, "Robust spatial durbin model (rsdm) untuk pemodelan tingkat pengangguran terbuka (tpt) di provinsi jawa barat," *Jurnal Riset Statistika*, pp. 135–142, 2021.
- 4 J. P. LeSage, "The theory and practice of spatial econometrics," *University of Toledo. Toledo, Ohio*, vol. 28, no. 11, pp. 1–39, 1999.
- 5 M. F. Goodchild, "Spatial autocorrelation (vol. 47)," *Norwich: Geo Books*, 1986.
- 6 J. Lee and D. W. Wong, *Statistical analysis with ArcView GIS*. John Wiley & Sons, 2001.
- 7 S. Shekhar, C.-T. Lu, and P. Zhang, "A unified approach to detecting spatial outliers," *GeoInformatica*, vol. 7, pp. 139–166, 2003.
- 8 J. LeSage and R. K. Pace, *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC, 2009.
- 9 N. R. Draper and H. Smith, *Applied regression analysis*. John Wiley & Sons, 1998, vol. 326.
- 10 A. R. Hakim, B. Warsito, and H. Yasin, "Live expectancy modelling using spatial durbin robust model," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1655, no. 1. IOP Publishing, 2020, p. 012098.