

# Comparison of Queen Contiguity and Customized Weighting Matrices on Spatial Regression to Identify Factors Impacting Poverty in East Java

Gezi Fajri, Syafriandi Syafriandi\*, Nonong Amalita, Zamahsary Martha

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [syafriandi\\_math@fmipa.unp.ac.id](mailto:syafriandi_math@fmipa.unp.ac.id)

Submitted : 17 April 2023

Revised : 26 Mei 2023

Accepted : 29 Mei 2023

## ABSTRACT

Poverty is a crucial problem that has a negative impact on all sectors, including economic, social, and cultural development in East Java Province. Poverty can also increase unemployment, crime, trigger social disasters and hinder progress in East Java province. One of the efforts to overcome the problem of poverty in East Java province is to detect the factors that influence it. This effort can be done through statistical modeling to determine the factors that influence poverty in East Java province. A statistical model that can identify factors that influence poverty and explain the relationship between a region and the surrounding area is spatial regression analysis. In spatial regression analysis, a spatial weighting matrix is needed to determine spatial influences between regions where one region influences neighboring regions. One of the spatial weighting matrices that is often used is queen contiguity, and according to Anselin (1988:20), this spatial weighting also considers the initial information (a priori), the purpose of the case studied, and the theory underlying the research. This weighting uses the social/ and economic variables of the case under study, namely the customized weighting matrix. Based on the results of this study, it shows that the best spatial regression and spatial weighting models are the General Spatial Model (GSM) with customized weighting because customized weighting produces better estimation results than SAR, SEM, and GSM models with queen contiguity weighting in district / city poverty modeling in East Java province with an Akaike Information Criterion (AIC) value of 188.77 and a determination coefficient (R<sup>2</sup>) of 84.95%. school's expected time, Life Expectancy Score, and Employment Participation Rate are factors that will have a substantial impact on the percentage of the population living in poverty in East Java's districts and cities in 2021.

**Keywords:** Customized Weighting Matrix, Poverty, Queen Contiguity Weighting Matrix, Spatial Regression



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

## I. PENDAHULUAN

Provinsi Jawa Timur merupakan provinsi dengan jumlah penduduk terbanyak ke 2 di Indonesia. Badan Pusat Statistik(BPS) mencatat jumlah penduduk provinsi Jawa Timur yaitu 40,87 juta jiwa pada Tahun 2021. Hal ini menjadi potensi besar terjadinya masalah sosial ekonomi seperti kemiskinan. 10,59% dari penduduk provinsi Jawa Timur tergolong miskin, persentase ini cukup tinggi jika dibandingkan dengan tingkat kemiskinan nasional yaitu 9,71%. Tingginya tingkat kemiskinan di provinsi Jawa Timur memiliki dampak buruk pada semua sektor, termasuk pembangunan ekonomi, sosial, dan budaya. Kemiskinan juga dapat meningkatkan pengangguran, kriminalitas, memicu bencana sosial dan menghambat kemajuan suatu daerah (Meilisa, 2014). Fenomena ini menjadi tantangan besar bagi Pemprov Jawa Timur dalam penanggulangan kemiskinan. Bentuk keseriusan pemerintah provinsi Jawa Timur menghadapi permasalahan kemiskinan tertuang dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Daerah (RPJMD) Tahun 2019-2024 dengan menjadikan kemiskinan menjadi masalah utama dalam pembangunan provinsi Jawa Timur.

Upaya yang dapat dilakukan pemerintah provinsi Jawa Timur dalam mengatasi masalah kemiskinan adalah dengan cara mendeteksi peubah-peubah yang berpengaruh untuk menentukan kebijakan yang akan diambil. Upaya tersebut bisa dilaksanakan dengan pemodelan statistik, dengan tujuan untuk mengetahui peubah-peubah yang berpengaruh terhadap kemiskinan di provinsi Jawa Timur. Model statistik yang dapat mengidentifikasi peubah-peubah yang memberi pengaruh signifikan terhadap kemiskinan adalah regresi (Sihombingdkk, 2021). Model regresi

yang biasanya digunakan adalah model regresi linear dengan metode kuadrat terkecil atau *Ordinary Least Square* (OLS). Regresi linear memiliki asumsi-asumsi yang perlu dipenuhi, diantaranya yaitu asumsi non autokorelasi dimana antar wilayah harus saling bebas. Sementara pada kasus kemiskinan di provinsi Jawa Timur diduga mempunyai hubungan kuat antar wilayah atau asumsi non autokorelasi dilanggar. Hal ini dikarenakan wilayah kabupaten dan kota yang berada di provinsi Jawa Timur yang memuat informasi lokasi dimana setiap wilayah kabupaten dan kota yang saling bertetangga diduga saling berhubungan dengan kabupaten dan kota di sekitarnya. Hal ini juga sesuai dengan teori Tobler mengungkapkan bahwa “*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*”. Jika diartikan menjadi “Segala sesuatu saling berhubungan satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang lebih dekat akan lebih berpengaruh daripada sesuatu yang jauh” (Schabenberger dan Gotway 2005). Maka daripada itu besar kemungkinan tidak terpenuhinya asumsi non autokorelasi. Menurut penelitian Alvitanidkk (2019) yang mengungkapkan bahwa tingkat kemiskinan suatu wilayah tidak dipengaruhi oleh peubah-peubah kemiskinan di wilayah tersebut, namun juga bisa dipengaruhi oleh kemiskinan di wilayah lain yang bertetangga sehingga memungkinkan permasalahan kemiskinan ditinjau menggunakan analisis spasial.

Model statistik yang mampu menjelaskan hubungan antar suatu wilayah dengan wilayah sekitarnya adalah analisis regresi spasial. Dalam analisis regresi spasial, suatu model tidak hanya dipengaruhi oleh peubah bebas saja, namun juga dipengaruhi oleh hubungan spasial antara unit spasial yang nantinya disajikan dalam bentuk matriks pembobot spasial. Dalam analisis regresi spasial, matriks pembobot spasial diperlukan untuk menentukan pengaruh spasial antara wilayah dengan wilayah tetangga saling mempengaruhi. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk mendefinisikan matriks pembobot spasial yang sering digunakan yaitu *queen contiguity*, dan Anselin (1988:20) juga menyarankan matriks pembobot spasial *customized spatial weight* yang didasarkan pada tujuan peneliti dan teori yang mendasarinya. Matriks pembobot *customized* didasarkan pada pembagian wilayah Badan Koordinasi Wilayah yang di singkat bakorwil yang mungkin lebih menggambarkan pengaruh spasial dari tingkat kemiskinan kota/kabupaten di provinsi Jawa Timur. Bakorwil merupakan instansi yang dibentuk untuk membantu pemerintah provinsi dalam menjalankan kewenangan, tugas koordinasi, dan pengawasan terhadap jalannya pemerintahan dan pembangunan di Jawa Timur yang ada di daerah (Slamet, 2019).

Dalam penelitian ini penulis bertujuan untuk mengidentifikasi efek spasial dalam kasus tingkat persentase kemiskinan kota/kabupaten di Jawa Timur, dan membandingkan pembobot spasial *queen contiguity* dengan *customized*, serta mengidentifikasi peubah-peubah yang berpengaruh terhadap tingkat kemiskinan di provinsi Jawa Timur dengan menggunakan regresi spasial baik itu model autoregresif spasial (SAR), model galat spasial (SEM) maupun model umum regresi spasial (GSM).

## II. METODE PENELITIAN

### A. Data dan Peubah Penelitian

Datasekunder yang digunakan dalam penelitian adalah data tingkat persentase penduduk miskin provinsi Jawa Timur September Tahun 2021 yang terdiri dari 38 kota/kabupaten, data ini didapatkan melalui Badan Pusat Statistik (BPS) provinsi Jawa Timur. Peubah-peubah yang termasuk dalam penelitian ini meliputi Y: Persentase Penduduk Miskin (PPM); X1 : Harapan Lama Sekolah (HLS); X2 : Angka Harapan Hidup (AHH); X3 : Pengeluaran Perkapita (PP); dan X4 : Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK).

### B. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan adalah analisis regresi spasial SAR, SEM dan GSM dengan bantuan *software R studio*. Adapun langkah-langkah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Melakukan statistik deskriptif dan eksplorasi data untuk melihat sebaran data.
2. Pada bagian statistik deskriptif akan melihat gambaran umum meliputi maks, min, rata-rata dan standar deviasi dari setiap peubah-peubah penelitian serta menggambarkan persebaran persentase penduduk miskin kota/kabupaten di Jawa Timur tahun 2021 secara spasial. Menyusun matriks pembobot spasial *Queen Contiguity* dan *Customized*.

Matriks pembobot spasial merupakan elemen penting dalam regresi spasial untuk mengukur dan memodelkan ketergantungan spasial. Hubungan ketergantungan spasial secara formal dinyatakan dalam matriks bobot spasial ( $\mathbf{W}$ ) berukuran  $n \times n$  positif dan simetris serta *non-stochastic*, dengan  $n$  sebagai banyaknya unit wilayah pengamatan (Kissling & Carl, 2008). Matriks bobot spasial  $\mathbf{W}$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$W = \begin{pmatrix} 0 & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & 0 & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

Elemen matriks bobot spasial  $W$  ( $w_{ij}$ ) mewakili ukuran hubungan antara lokasi  $i$  dan  $j$ . Nilai  $w_{ij}$  ditentukan berdasarkan definisi yang digunakan, jika berdasarkan pendekatan *queen contiguity* dimana pembobot ini mendefinisikan berdasarkan persinggungan baik sudut maupun sisi antar wilayah. Maka elemen  $w_{ij}$  didefinisikan sebagai berikut:

$$w = \begin{cases} 1, & \text{jika } i \text{ dan } j \text{ bersinggungan} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

Bobot spasial berdasarkan pendekatan *queen contiguity* dapat dilihat sebagai daftar bobot yang di indeks oleh daftar tetangga. Jika  $j$  tidak ada dalam komponen daftar tetangga ke- $i$ ,  $j$  bukan tetangga dari  $i$ . Akibatnya, beberapa bobot  $w_{ij}$  dalam representasi matriks bobot  $W$  akan di set ke nol, di mana  $j$  bukan tetangga dari  $i$  begitu juga sebaliknya jika  $j$  ada dalam komponen daftar tetangga ke- $i$ , maka bobot  $w_{ij}$  dalam representasi matriks bobot  $W$  akan diset satu (Bivand, Pebesma, & Rubio, 2008).

Sedangkan dengan pembobot *customized* yang mendefinisikan elemen matriks bobot spasial  $W$  ( $w_{ij}$ ) berdasarkan pembagian wilayah kerja bakorwil sebab adanya karakter khusus dari kajian penelitian, sehingga tidak hanya memperhatikan ketetanggaan dan kedekatan geografis saja tapi tetapi juga memperhatikan faktor kebijakan Pemprov Jawa Timur dalam pembangunan sosial/ekonomi provinsi Jawa Timur. Maka dari pada itu elemen  $w_{ij}$  didefinisikan sebagai berikut:

$$w = \begin{cases} 1, & \text{jika } i \text{ dan } j \text{ satu wilayah bakoowil} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$$

Pembagian wilayah kerja bakorwil provinsi Jawa Timur ditunjukkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Pembagian wilayah Bakorwil

Wilayah	Kota/kabupaten
I	Kota Madiun, Kab Madiun, Kab Magetan, Kab ponorogo, Kab Ngawi, Kab Trenggalek, Kab Tulungagung, Kab Pacitan, Kab Blitar, Kota Blitar dan Kab Nganjuk.
II	Kab Bojonegoro, Kab Tuban, Kota Mojokerto, Kab Mojokerto, Kota Kediri, Kab Kediri, Kab Jombang, dan Kab Lamongan.
III	Kota Malang, Kab Malang, Kota Batu, Kota Pasuruan, dan Kab Pasuruan.
IV	Kab Surabaya, Kab Sidoarjo, Kab Gresik, Kab Bangkalan, Kab Sampang, Kab Pamekasan, dan Kab Sumenep.
V	Kota Probolinggo, Kab Probolinggo, Kab Lumajang, Kab Jember, Kab Bondowoso, Kab Situbondo, dan Kab Banyuwangi.

Sumber : <http://www.jatimprov.go.id/>.

- Menguji autokorelasi spasial dan efek ketergantungan spasial menggunakan uji Indeks Moran's dan uji *Lagrange Multiplier*(LM)

Pengujian autokorelasi spasial dapat dilakukan dengan uji Indeks Moran's dimana uji Indeks Moran's merupakan metode yang sering digunakan dalam mengidentifikasi ukuran autokorelasi spasial antara unit spasial. Perhitungan uji Indeks Moran's dapat dilihat pada persamaan (1)(Bivand, Pebesma, & Rubio, 2008):

$$I_m = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=i}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

Selanjutnya untuk uji efek ketergantungan spasial dilakukan dengan uji *Lagrange Multiplier*(LM) dimana menurut Anselin (1988:163) perhitungannya LMlag dan LMerrordapat di lihat pada persamaan (2) dan (3) berikut ini:

$$LM_{lag} = \frac{\left[ \frac{\varepsilon' W y}{\varepsilon' \varepsilon} \right]^2}{D} \quad (2)$$

dengan,

$$D = \left[ \frac{(W X \hat{\beta})' (I - X(X'X)^{-1}X'(W X \hat{\beta}))}{\hat{\sigma}^2} \right] + tr(W'W + WW)$$

$$LM_{error} = \frac{\left[ \frac{\varepsilon' W \varepsilon}{\varepsilon' \varepsilon} \right]^2}{tr(w^2 + w'w)} \quad (3)$$

Jika L<sub>lag</sub> dan L<sub>error</sub> sama-sama signifikan maka model umum regresi spasial atau *General Spatial Model* (GSM) dapat di modelkan.

4. Melakukan pendugaan parameter model regresi spasial meliputi model SAR, SEM dan GSM dengan masing-masing pembobot queen contiguity dan customized.

Model umum regresi spasial (GSM) merupakan model regresi linear yang peubah respon dan galatnya terdapat korelasi spasial. Model umum regresi spasial menurut Anselin (1988:34) seperti persamaan berikut:

$$\begin{aligned} y &= \rho W y + X \beta + u \\ u &= \lambda W u + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2 I) \end{aligned} \quad (4)$$

Dimana  $y$ : vektor peubah respon berukuran  $n \times 1$ ;  $W$ : matriks bobot spasial berukuran  $n \times n$ ;  $X$ : matriks peubah penjelas berukuran  $n \times (k + 1)$ ;  $\beta$ : vektor koefisien regresi berukuran  $(k + 1) \times 1$ ;  $\varepsilon$ : vektor galat berukuran  $n \times 1$ ;  $\rho$ : parameter autokorelasi spasial pada peubah respon bernilai  $|\rho| < 1$ ;  $\lambda$ : parameter autokorelasi spasial pada galat bernilai  $|\lambda| < 1$ ; dan  $u$ : vektor galat berukuran  $n \times 1$ . Estimasi parameter model GSM diperoleh dengan metode *maximum likelihood* atau kemungkinan maksimum. Berdasarkan model umum dari regresi spasial pada persamaan (1) dapat peroleh beberapa model berikut ini:

- a) Model autoregresif spasial(SAR)

Model yang mengkombinasikan model regresi sederhana dengan lag spasial pada peubah respon dengan menggunakan data *cross section* adalah model autoregresif spasial (SAR) Anselin (1988). Berdasarkan model GSM pada persamaan (1) diatas, jika  $\rho \neq 0$  dan  $\lambda = 0$  maka persamaan (1) menjadi model autoregresif spasial (SAR) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y &= \rho W y + X \beta + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2 I) \end{aligned} \quad (5)$$

- b) Model galat spasial(SEM)

Model galat spasial (SEM) mengasumsikan bahwa proses autoregresif hanya ditemukan dalam galat. Model ini memiliki ketergantungan galat pada pengamatan di suatu wilayah dengan galat pada pengamatan wilayah yang lain. Berdasarkan model GSM pada persamaan (1) diatas, jika  $\rho = 0$  dan  $\lambda \neq 0$  maka persamaan (1) menjadi Model persamaan model galat spasial(SEM) dengan model persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} y &= X \beta + u \\ u &= \lambda W u + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2 I) \end{aligned} \quad (6)$$

5. Menentukan model terbaik regresi spasial masing-masing pembobot berdasarkan dua kriteria, yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC) dan koefisien determinasi ( $R^2$ ).

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan dua kriteria yaitu dengan  $R^2$  dan AIC. Untuk perhitungannya  $R^2$  dapat dilihat pada persamaan (7) (Verbeek, 2004:21).

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (7)$$

Dimana  $y_i$ : peubah respon amatan ke-i;  $\hat{y}_i$ : nilai dugaan peubah respon amatan ke-i;  $\bar{y}_i$ : rata-rata peubah respon sebanyak n amatan. Selanjutnya menurut Kurniawati (2016) untuk perhitungan AIC dapat dilihat pada persamaan (8) berikut:

$$AIC = 2n \log_{\epsilon}(\hat{\sigma}) + n \log_{\epsilon}(2\pi) + n + tr(L) \tag{8}$$

Dimana  $\hat{\sigma}$  : nilai estimator varian dari error hasil estimasi; L : matriks proyeksi dimana  $\hat{y}=L$ .

6. Interpretasi model regresi spasial dan pembobot terbaik.
7. Mengidentifikasi peubah-peubah yang mempengaruhi tingkat kemiskinan di provinsi Jawa Timur berdasarkan model terbaik.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

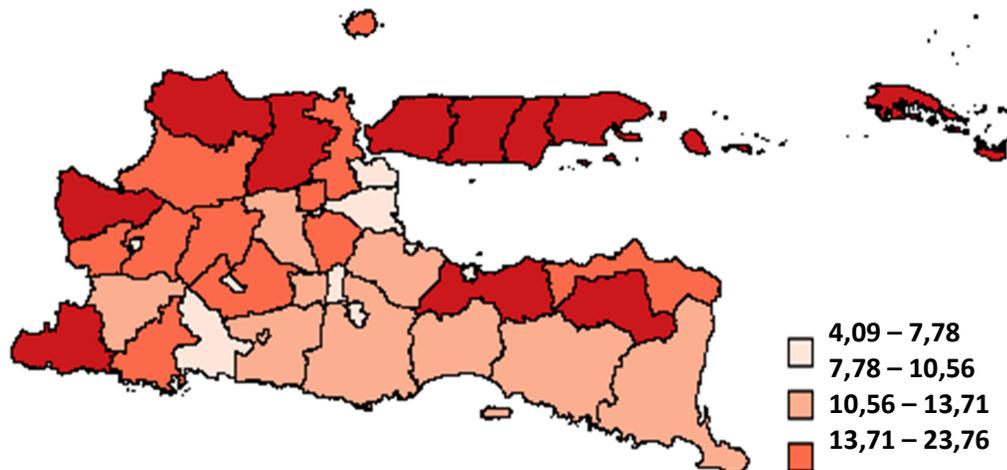
#### A. Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif dilakukan untuk melihat ringkasan data secara umum mengenai peubah yang terdapat dalam data penelitian. Tabel 2 menyajikan statistik deskriptif dari setiap peubah untuk 38 kota/kabupaten di provinsi Jawa Timur.

**Tabel 2.** Statistik deskriptif peubah penelitian

Peubah Penelitian	Minimum	Rata-rata	Maksimum	Standar Deviasi
PPM	4,09	11,32	23,76	4,72
HLS	11,73	13,40	15,75	0,90
AHH	66,89	71,72	74,18	1,97
PP	8673,00	11568,53	17862,00	2216,22
TPAK	64,24	70,38	80,57	3,17

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa pada peubah PPM kota/kabupaten dengan persentase terendah yaitu Kota Batu sebesar 4,09% dan kota/kabupaten dengan persentase penduduk miskin tertinggi terdapat pada Kabupaten Sampang yaitu 23,76%. Rata-rata PPMkota/kabupaten di provinsi Jawa Timur yaitu 11,32% dengan standar deviasi sebesar 4,72%. Selanjutnya, eksplorasi peta persebaran PPMkota/kabupatendi provinsi Jawa Timur Tahun 2021 dapat di lihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Peta Sebaran Persentase Penduduk Miskin Jawa Timur Tahun 2021

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa terdapat hubungan warna antarkota/kabupaten yang berdekatan. Semakin gelap warna merah pada peta menunjukkan semakin tinggi tingkat persentase penduduk miskin di kota/kabupaten tersebut. Kota/kabupaten dengan tingkat persentase penduduk miskin yang tinggi cenderung berbatasan dengan kota/kabupaten yang tinggi, begitu sebaliknya. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat efek spasial pada kemiskinan Jawa Timur Tahun 2021. Hal ini akan di buktikan nantinya dengan pengujian autokorelasi spasial dan efek spasial.

#### B. Pengujian Autokorelasi Spasial dan Efek Ketergantungan Spasial

Identifikasi awal dalam proses analisis regresi spasial ialah melakukan uji autokorelasi spasial dan uji efek ketergantungan spasial. Menurut Wuryandari dkk (2014) uji autokorelasi spasial dilakukan dengan statistik uji Indeks Moran's, sedangkan untuk uji efek ketergantungan spasial dilakukan dengan statistik uji Lagrange

*Multiplier*(LM). Kedua uji ini dilakukan terhadap masing-masing pembobot spasial. Hasil kedua uji di atas untuk pembobot *Queen Contiguity* dapat dilihat pada Tabel 3. Dari hasil pengujian pada Tabel 3 didapatkan hasil statistik uji Indeks Moran's sebesar 0,4101 dan nilai p 0,0003 yang lebih kecil dari 0,1 artinya terdapat ketergantungan spasial.

**Tabel 3.** Hasil uji autokorelasi spasial dan efek ketergantungan spasial dengan pembobot *Queen Contiguity*

Uji	Statistic	Nilai p
Indeks Moran's	0,4101	0,0003
LM sem	10,9362	0,0009
LM sar	5,2662	0,0217
LM gsm	11,8681	0,0026

Berdasarkan hasil pengujian ketergantungan spasial pada Tabel 3. Dari hasil pengujian dari tiga statistik uji LM, diperoleh pengujian dengan SAR, SEM dan GSM signifikan pada  $\alpha = 5\%$ . Hal ini menunjukkan terdapat ketergantungan spasial baik pada lag maupun pada error ataupun kedua-duanya. Sehingga model SAR, SEM dan GSM dapat digunakan.

**Tabel 4.** Hasil uji autokorelasi spasial dan efek ketergantungan spasial dengan pembobot *Customized*

Uji	Statistic	Nilai p
Indeks Moran's	0,1019	0,0559
LM sem	29,8376	0,0000
LM sar	7,6169	0,0057
LM gsm	35,5346	0,0000

Selanjutnya berdasarkan Tabel 4, menunjukkan bahwa hasil statistik uji Indeks Moran's sebesar 0,1019 dan nilai p 0,0559 lebih kecil dari 0,1 artinya terdapat ketergantungan spasial. Pada Tabel 4 juga dapat dilihat hasil uji ketergantungan spasial dimana diperoleh hasil pengujian dari tiga statistik uji LM yang digunakan diperoleh pengujian dengan SAR, SEM dan GSM signifikan pada  $\alpha = 5\%$ . Hal ini menunjukkan terdapat ketergantungan spasial baik pada lag, error ataupun kedua-duanya. Sehingga model SAR, SEM dan GSM dapat digunakan.

### C. Pemodelan Regresi Spasial Terbaik dan Pemilihan Matriks Pembobot Terbaik

Pemodelan dilakukan dengan model SAR, SEM dan GSM terhadap masing-masing pembobot spasial. Pembobot spasial yang akan digunakan ialah *queen contiguity* dan *customized*. Setelah pemodelan dilakukan, masing-masing model dengan matriks pembobot tertentu akan dibandingkan untuk memperoleh model terbaik dengan pembobot terbaik. Pemilihan model regresi spasial dan pembobot terbaik didasarkan pada kriteria AIC dan  $R^2$ , semakin kecil nilai AIC maka semakin baik model dan semakin besar  $R^2$  maka juga semakin baik model yang dihasilkan. Hasil pemodelan regresi spasial dengan masing-masing pembobot beserta kriteria model terbaik terdapat pada Tabel 5 berikut.

**Tabel 5.** Hasil pemodelan regresi spasial pada masing-masing pembobot.

Model	AIC	$R^2$
SAR <i>Queen Contiguity</i>	202,22	0,6319
SAR <i>Customized</i>	201,36	0,6423
SEM <i>Queen Contiguity</i>	192,71	0,7450
SEM <i>Customized</i>	189,24	0,7606
GSM <i>Queen Contiguity</i>	189,38	0,8178
GSM <i>Customized</i>	188,77	0,8495

Berdasarkan kriteria AIC dan  $R^2$  pada Tabel 5, dapat dilihat bahwa matriks pembobot *customized* menghasilkan model yang relatif lebih baik jika dibandingkan dengan model pembobot *queen contiguity*. Pembobot *customized* memperoleh nilai AIC terkecil dan nilai  $R^2$  yang terbesar yang terdapat pada model GSM *customized* yaitu dengan AIC 188,77 dan  $R^2$  84,95%.

**D. Model General Spatial Model (GSM)**

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh bahwa diantara model regresi spasial SAR, SEM dan GSM, model regresi spasial yang terbaik yaitu model GSM dengan pembobot *customized*. Berikut hasil pendugaan parameter dari model GSM dengan pembobot *customized* dapat dilihat pada Tabel 6 berikut.

**Tabel 6.** Pendugaan parameter model *General Spatial Model* (GSM)

	Pendugaan Parameter	Nilai p
Intercept	100,31	0,0000
HLS	-1,4019	0,0047
AHH	-1,0511	0,0005
PP	-0,0001	0,2186
TPAK	0,3298	0,0011
$\rho$ (Rho)	-1,4335	0,1174
$\lambda$ (Lambda)	0,8729	0,0000
AIC = 188,77	$R^2 = 84,95\%$	

Dari hasil estimasi parameter model menggunakan GSM, maka persamaan yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\hat{y} = 100,31 - 1,4335 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}y_i - 1,4019HLS - 1,0511AHH - 0,0001PP + 0,3298TPAK + 0,8729 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}u_i$$

Hasil pendugaan model GSM dengan matriks bobot *customized* pada Tabel 6 menunjukkan bahwa peubah penjelas yang signifikan terhadap PPM adalah HLS, AHH dan TPAK. Pada Tabel 6 terlihat peubah penjelas HLS signifikan mempengaruhi peubah respon PPM dengan koefisien sebesar -1,4019. Koefisien HLS yang bernilai negatif berarti semakin rendah HLS akan berakibat meningkatnya Persentase Penduduk Miskin. Sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Siregar & Wahyuniarti (2007) yang mengatakan bahwa pendidikan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap tingkat kemiskinan. Semakin lama mengenyam pendidikan, maka akan semakin rendah angka kemiskinan di suatu daerah.

Peubah penjelas AHH juga signifikan mempengaruhi peubah PPM dengan koefisien sebesar -1,0511. Koefisien AHH yang bernilai negatif berarti semakin rendah AHH akan berakibat meningkatnya PPM. Hal ini sesuai dengan penelitian Hasanah dkk (2021), menyatakan bahwa AHH berpengaruh negatif dan signifikan terhadap tingkat kemiskinan. Karena semakin tinggi AHH menggambarkan bahwa semakin baik kesehatan sehingga penduduk berumur panjang dan semakin panjang pula masa kerja dan bisa meningkatkan kualitas hidup sehingga terhindar dari kemiskinan. Jadi semakin tinggi AHH dapat menurunkan tingkat kemiskinan di kota/kabupaten di provinsi Jawa Timur.

Selanjutnya peubah penjelas TPAK juga signifikan dan berpengaruh positif terhadap persentase penduduk miskin dengan koefisien sebesar 0,3298. Koefisien TPAK yang bernilai positif menunjukkan bahwa meningkatnya TPAK akan mengurangi tingkat persentase penduduk miskin karena semakin banyak penduduk yang produktif bekerja akan menghasilkan kesejahteraan, sehingga dapat membuat tingkat kemiskinan menurun di provinsi Jawa Timur. Hal ini sejalan dengan penelitian Mirah dkk (2020) menyatakan bahwa TPAK laki-laki maupun perempuan mampu memberikan pengaruh yang signifikan menurunkan kemiskinan di provinsi Sulawesi Utara. Nilai *spatial error*  $\lambda$  (Lambda) yang signifikan menunjukkan adanya keterkaitan galat pada satu wilayah dengan wilayah sekitarnya. Karena koefisien bertanda positif maka peningkatan galat pada suatu wilayah juga disertai peningkatan galat di wilayah sekitarnya.

**IV. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil uji autokorelasi spasial dan efek ketergantungan spasial dapat disimpulkan bahwa dalam kasustingkat kemiskinan kota/kabupaten di Jawa Timur Tahun 2021 terdapat efek spasial dimana terdapat efek ketergantungan spasial pada *lag* dan *error* sehingga model umum regresi spasial (GSM) cocok digunakan. Berdasarkan kriteria nilai AIC dan  $R^2$ , model regresi spasial dan pembobot spasial terbaik yaitu model GSM dengan pembobot *customized*. Dari model terbaik yang terbentuk, peubah Harapan Lama Sekolah (HLS), Angka Harapan

Hidup(AHH), dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) merupakan peubah yang signifika serta akan berdampak besar terhadap persentase penduduk miskin di Jawa Timur. Berdasarkan peubah-peubah yang teridentifikasi berpengaruh terhadap kemiskinan, maka diharapkan pemerintah provinsi maupun pemerintah daerah lebih memperhatikan faktor pendidikan, kesehatan, dan angkatan kerja untuk dapat mengontrol dan menekan angka kemiskinan di Jawa Timur.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Alvitiani, S., Yasin, H., & Mukid, M. A. (2019). Pemodelan Data Kemiskinan Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Fixed Effect Spatial Durbin Model. *Jurnal Gaussian*, 8(2), 220-232.
- Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, The Netherlands.
- Badan Pusat Statistik (2022), *Provinsi Jawa Timur dalam Angka 2022*. Surabaya: Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur.
- BAPPEDA Provinsi Jawa Timur. 2022. *Perubahan Rencana Pembangunan Jangka Menengah Daerah (RPJMD) Provinsi Jawa Tengah Tahun 2019-2024*. Kota Surabaya.
- Bivand, R. S., Pebesma, E. J., & Rubio, V. G. (2008). *Applied Spatial Data Analysis with R*. New York: Springer.
- Hasanah, R., Syaparuddin, & Rosmeli. (2021). Pengaruh angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah dan pengeluaran perkapita terhadap tingkat kemiskinan pada Kabupaten Kota di Provinsi Jambi. *e-Jurnal Perspektif Ekonomi dan Pembangunan Daerah*, 10 (3).
- Kissling, W. D., & Carl, G. (2008). Spatial autocorrelation and the selection of simultaneous autoregressive models. *Global Ecology and Biogeography*, 17, 59-71.
- Meilisa, M. (2014). Analisis Kemiskinan di Jawa Timur Menggunakan Model Conditional Autoregressive (CAR). *EKSAKTA*, 2.
- Mirah, M. R., Kindangen, P., & Rorong, I. P. (2020). Pengaruh Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Dan Kemiskinan Di Provinsi Sulawesi Utara. *Jurnal Pembangunan Ekonomi Dan Keuangan Daerah*, 21(1), 85–100.
- Schabenberger O & Gotway CA (2005). *Statistical Methods for Spatial Data Analysis*, Chapman & Hall/CRC.
- Sihombing, P. R., Sari, F. M., & Nasution, H. F (2021). Pemodelan Data Kemiskinan Provinsi Sumatera Timur Menggunakan Regresi Spasial. *Infinity: Jurnal Matematika dan Aplikasinya*, 2(1), 51-62.
- Siregar, H., & Wahyuniarti, D. (2007). Dampak Pertumbuhan Ekonomi terhadap Penurunan Jumlah Penduduk miskin. *MB-Institut Pertanian Bogor*.
- Slamet, H.S.(2019). Revitalization Role and Function of Badan Koordinasi Wilayah Pemerintahan dan Pembangunan (BAKORWIL) East Java Province. *Inovasi*. 16(1), 1–10.
- Wuryandari, T., Hoyyi, A., Kusumawardani, D. S., & Rahmawati, D. (2014). Identifikasi Autokorelasi Spasial Pada Jumlah pengangguran Di Jawa Tengah Menggunakan Indeks Moran. *Media Statistika*, 7(1), 1-10.
- Verbeek, M. (2004). *A Guide to Modern Econometrics (Second ed)*. England: John Wiley & Sons, Ltd.
- Kurniawati, A. (2016). Pemetaan Angka Gizi Buruk pada Balita di Jawa Timur dengan Geographically Weighted Regression. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(2).