

PENERAPAN *SPATIAL DURBIN MODEL* PADA DATA PENYAKIT MALARIA DI INDONESIA

Maghrisa Ayu Nabilla^{a,1}, Memi Nor Hayati^{b,2*}, Sifriyani^{c,3}^{a,b,c} Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mulawarman, Samarinda^b Laboratorium Statistika Terapan, Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Mulawarman² meminorhayati@fmipa.unmul.ac.id*

* corresponding author

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Keywords

Customized Contiguity, Malaria, Spatial Durbin Model, Lagrange Multiplier test, Queen Contiguity

The Spatial Durbin Model (SDM) is a special case of the Spatial Autoregressive (SAR) model, involving the addition of spatial lag effects of both the dependent and independent variables. The parameter estimation used in this study is the maximum likelihood estimator. Parameter estimation for the SDM is performed at each observation location using spatial weighting. The spatial weights are calculated based on queen contiguity and customized contiguity weighting methods. This study aims to obtain the SDM and identify the factors influencing the number of malaria cases in Indonesia in 2023. The Lagrange Multiplier (LM) test indicates that there is a spatial lag in the dependent variable, with the parameter ρ being significant at a significance level of $\alpha = 0.1$. Based on the results of the SDM analysis, it was found that the factors directly influencing the number of malaria cases in Indonesia in 2023 are the percentage of poor population, number of medical personnel and the percentage of households with access to adequate drinking water services. Meanwhile, the factors that have an indirect or spatial lag effect are the open unemployment rate and the percentage of poor population.

1. Pendahuluan

Analisis regresi ialah teknik statistika yang digunakan untuk mengeksplorasi dan memodelkan hubungan antarvariabel [1]. Metode ini bertujuan untuk mempelajari keterkaitan antara dua atau lebih variabel, sehingga kita dapat memperkirakan dampak kuantitatif yang timbul akibat perubahan suatu kejadian terhadap kejadian lainnya. Namun, analisis regresi pada umumnya tidak memperhatikan kedekatan geografis antar data, sehingga diperlukan metode statistik lain yang mempertimbangkan faktor tersebut. Salah satu alternatifnya adalah regresi spasial, yang merupakan pengembangan dari analisis regresi linier dan juga memperhitungkan aspek lokasi [2].

Regresi spasial adalah metode regresi yang diterapkan pada data spasial, yaitu data yang terpengaruh oleh lokasi atau memiliki efek spasial. [3]. Dalam penerapan metode regresi spasial, data yang digunakan bersifat data spasial. Data spasial dianggap sebagai tipe data dependen karena dikumpulkan dari berbagai wilayah, yang menunjukkan adanya ketergantungan antara data tersebut dan lokasi geografisnya [4]. Dalam pemodelan regresi spasial, peran matriks pembobot spasial sangatlah penting. Matriks ini berfungsi untuk menentukan hubungan antar wilayah. Ada beberapa pendekatan yang dapat digunakan dalam pembentukan matriks pembobot spasial, seperti pendekatan berbasis titik dan pendekatan berbasis area [5].

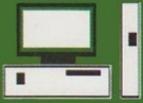
Model SAR merupakan salah satu pendekatan spasial yang mempertimbangkan pengaruh lag spasial hanya pada variabel terikat. Model ini terbentuk ketika ρ tidak sama dengan nol dan λ sama dengan nol, yang berarti proses *autoregressive* hanya berlaku pada variabel terikat [5].

Hasil identifikasi menunjukkan bahwa ketergantungan spasial tidak terjadi hanya pada variabel terikat, melainkan pada variabel bebas juga. Dengan demikian, diperlukan penelitian lanjutan untuk mengembangkan pemodelan spasial berbasis area yang dapat mempertimbangkan pengaruh spasial dari kedua jenis variabel tersebut. Sebagai solusi, *Spatial Durbin Model* muncul sebagai metode regresi spasial yang mirip dengan model SAR, tetapi memiliki keunikan yaitu adanya lag spasial pada variabel bebas [6].

Spatial Durbin Model, yang dikembangkan oleh Anselin pada tahun 1988, yang diklasifikasikan sebagai bentuk khusus dari *Spatial Autoregressive*. Model ini memasukkan efek lag spasial tidak hanya

<https://doi.org/10.47111/JTI>

Available online at <https://e-journal.upr.ac.id/index.php/JTI>



pada variabel terikat, tetapi juga pada variabel bebas. Dalam penerapannya, model ini memanfaatkan data spasial berbasis area, sehingga matriks pembobot yang digunakan adalah matriks *contiguity* yang didasarkan pada kedekatan fisik antar lokasi yang dianalisis [7]. Dengan mempertimbangkan lag spasial dari kedua variabel, *Spatial Durbin Model* menghasilkan estimasi parameter β yang berbeda dibandingkan dengan regresi pada umumnya. Model ini juga mampu mendefinisikan dampak tidak langsung yang timbul dari perubahan pada variabel bebas [6].

Penyakit malaria menjadi isu kesehatan global, terutama di wilayah-wilayah dengan iklim tropis dan subtropis, termasuk Indonesia [8]. Malaria adalah penyakit yang disebabkan oleh parasit dari *genus Plasmodium*. Penyakit ini ditularkan melalui gigitan nyamuk betina jenis *Anopheles*. *Plasmodium* merupakan organisme bersel satu yang termasuk dalam kelompok *protozoa*. Penyakit ini menyerang berbagai organ tubuh, seperti otak, hati, dan ginjal, tempat di mana parasit dapat tumbuh dan berkembang biak. Begitu mencapai fase dewasa, parasit dapat menyerang organ-organ tersebut dan menyebabkan kerusakan pada sel darah merah. Akibatnya, kerusakan ini dapat mengakibatkan gejala seperti anemia, demam, dan pembesaran limpa pada penderita. [9].

Menurut data [10], terdapat enam provinsi yang telah ditetapkan sebagai wilayah bebas malaria, yaitu DKI Jakarta, Bali, Jawa Timur, Jawa Barat, Banten, dan DI Yogyakarta. Sementara itu, ada satu provinsi, yaitu Papua yang seluruh kabupaten dan kotanya belum mencapai status eliminasi malaria. Pada tahun 2022, Indonesia mencatat 415.140 kasus malaria, yang menunjukkan peningkatan sebesar 42,32% dibandingkan tahun sebelumnya dengan 304.607 kasus. Papua menjadi provinsi dengan jumlah kasus malaria tertinggi, mencapai 393.801 kasus infeksi malaria sepanjang tahun tersebut. Disusul oleh Nusa Tenggara Timur dengan 15.812 kasus malaria, Papua Barat dengan 13.080 kasus malaria, Sumatera Utara dengan 5.226 kasus malaria, dan Kalimantan Timur menempati peringkat kelima dengan 3.263 kasus malaria (Profil Kesehatan Indonesia, 2023). Berdasarkan uraian tersebut, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus malaria di Indonesia pada tahun 2023 menggunakan *Spatial Durbin Model*.

2. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Indonesia dan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Variabel yang dianalisis meliputi jumlah kasus malaria, jumlah penduduk, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk miskin, jumlah tenaga medis, serta persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum yang layak. Proses pengolahan data dilakukan dengan bantuan *software QGIS*, melalui tahapan sebagai berikut.

1. Analisis statistika deskriptif terhadap data jumlah kasus malaria bertujuan untuk mengetahui gambaran keadaan suatu data dengan menggunakan nilai rata-rata, minimum, maksimum, dan simpangan baku, serta membuat peta persebaran jumlah kasus malaria dan faktor-faktornya di setiap provinsi di Indonesia Tahun 2023 dengan menggunakan *software QGIS*.
2. Untuk mendeteksi multikolinieritas di antara variabel-variabel bebas, kita dapat melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang dihitung berdasarkan persamaan berikut.

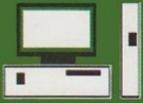
$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2}; k = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

Nilai R_k^2 menyatakan nilai koefisien determinasi antara variabel-variabel. Ketika terjadi peningkatan korelasi antara variabel, hal ini akan berpengaruh terhadap kenaikan nilai R_k^2 , yang mengindikasikan adanya multikolinieritas [11].

3. Menentukan matriks pembobot spasial

Untuk menetapkan matriks pembobot spasial ditentukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Menentukan kedekatan antar provinsi dengan membuat matriks *contiguity* antar provinsi yang mengacu pada *queen contiguity* dan *customized contiguity* sesuai dengan persinggungan lokasi yang didasarkan peta persebaran jumlah kejadian malaria.
- b. Membuat matriks pembobot spasial berdasarkan pada persamaan dibawah ini.



$$w_{ij} = \frac{c_{ij}}{c_i} \quad (2)$$

4. Melakukan uji dependensi spasial

Uji ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah terdapat hubungan antar lokasi (provinsi) yang diamati. Apabila variabel terikat dan variabel bebas memiliki pengaruh dependensi spasial, maka pengujian dapat dilanjutkan ke tahap selanjutnya. Menurut [12], statistik yang digunakan untuk uji ini adalah Moran's I, yang dapat dilihat pada rumus di bawah ini.

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2)} \quad (3)$$

5. Melakukan uji *lagrange multiplier* (LM)

Uji LM dilakukan guna menentukan model regresi spasial yang paling tepat dan sesuai [13]. Jika nilai LM_{lag} signifikan, maka model SAR atau *Spatial Durbin Model* adalah model yang tepat. Statistik uji yang digunakan dalam analisis ini adalah uji LM_{lag} yang diterapkan pada persamaan berikut.

$$LM_{lag} = \frac{(e^T W y)^2}{s^2 ((W X \beta)^T M (W X \beta) + A s^2)} \quad (4)$$

6. Melakukan estimasi parameter *Spatial Durbin Model*

7. Menurut [2], pengujian signifikansi parameter dilakukan dengan menggunakan uji Wald berdasarkan persamaan dibawah ini.

$$Wald_p = \frac{\hat{\rho}^2}{var(\hat{\rho})} \quad (5)$$

8. Interpretasi *Spatial Durbin Model*.

9. Menghitung koefisien determinasi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Analisis Statistika Deskriptif

Deskripsi data meliputi nilai rata-rata, minimum, maksimum, dan simpangan baku. Perhitungan statistika deskriptif menggunakan *software R*, dimana deskriptif data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Statistik Deskriptif

Variabel	Rata-rata	Simpangan Baku	Minimum	Maksimum
y	11.505	43.473	16	211.286
x ₁	7.971,2	11.509,92	720,1	49.306,8
x ₂	4,643	1,428	2,27	7,52
x ₃	12,24	7,395	0	34,49
x ₄	5.403	6.928	587	27.091
x ₅	88,19	7,753	66,49	99,42

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa rata-rata untuk jumlah kasus malaria di Indonesia tahun 2023 adalah 11.505 kasus dengan jumlah kasus malaria maksimum sebanyak 211.286 kasus dan minimum sebanyak 16 kasus, dimana nilai simpangan baku sebesar 43.473 kasus. Rata-rata jumlah penduduk di Indonesia tahun 2023 adalah 7.971,2 ribu jiwa dengan jumlah maksimum sebesar 49.306,8 ribu jiwa dan minimum sebesar 720,1 ribu jiwa, dimana nilai simpangan baku sebesar 11.509,92 ribu jiwa. Rata-rata tingkat pengangguran terbuka di Indonesia tahun 2023 adalah sebanyak 4,643% dengan nilai maksimum sebanyak 7,52% dan minimum sebanyak 2,27%, dimana nilai simpangan baku sebanyak 1,428%.

Rata-rata persentase penduduk miskin di Indonesia tahun 2023 adalah sebesar 12,24% dengan persentase maksimum sebesar 34,49% dan minimum 0%, dimana nilai simpangan baku sebesar 7,40%. Rata-rata jumlah tenaga medis di Indonesia tahun 2023 adalah 5.403 orang dengan jumlah maksimum sebanyak 27.091 orang dan minimum sebanyak 587 orang, dimana nilai simpangan baku sebesar 6.928 orang. Rata-rata persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum



layak di Indonesia tahun 2023 adalah 88,19% dengan persentase maksimum sebesar 99,42% dan minimum sebesar 66,49%, dimana nilai simpangan baku sebesar 7,75%.

Deskripsi variabel terikat dan bebas juga disajikan melalui peta tematik 34 provinsi pada Tahun 2023 yang dibuat menggunakan *software* QGIS serta dilakukan pengelompokan pada setiap peta yang dibuat, dimana pengelompokan dilakukan dalam 3 kategori/kelompok. Kelompok disajikan dalam degradasi warna pada Gambar berikut.



Gambar 1. Peta sebaran jumlah kasus malaria

3.2. Pendeteksian Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah suatu kondisi dimana tidak ada hubungan linier atau korelasi yang kuat antara variabel bebas dalam model regresi. Deteksi multikolinieritas bertujuan untuk menguji apakah model regresi menemukan adanya korelasi antar variabel bebas atau tidak. Hasil perhitungan nilai VIF berdasarkan persamaan (1) menggunakan *software* R dapat dilihat pada Tabel 2 sebagai berikut.

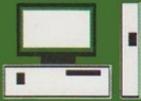
Tabel 2 Nilai VIF Variabel Bebas

Variabel	VIF
X1	1,519
X2	1,421
X3	1,135
X4	1,747
X5	2,303

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa kelima variabel memiliki nilai VIF kurang dari 10. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat hubungan yang signifikan antar variabel tersebut atau tidak terjadi multikolinieritas, sehingga dapat dilakukan ke analisis selanjutnya.

3.4 Matriks Contiguity

Matriks *contiguity* adalah matriks yang merepresentasikan hubungan antar lokasi. Dalam matriks ini, diberi nilai 1 jika lokasi *i* bersinggungan dengan lokasi *j*, dan diberi nilai 0 apabila lokasi *i* tidak bersinggungan dengan *j*. Matriks *contiguity* dapat ditentukan dengan berbagai metode. Matriks *contiguity* yang digunakan adalah *queen contiguity* dan *customized contiguity* secara singkat dilihat pada Tabel 3.



Tabel 3 Matriks *Queen Contiguity* dan *Customized Ccontiguity*

C	j							
	1	2	3	...	15	16	...	34
1	0	1	0		0	0		0
2	1	0	1		0	0		0
3	0	1	0		0	0		0
⋮								
i	15	0	0		0	0		0
	16	0	0		0	0		0
⋮								
	34	0	0		0	0		0

Tabel 3 menyajikan matriks *queen contiguity* dan *customized contiguity* yang merepresentasikan hubungan spasial antar wilayah berdasarkan kriteria kontiguitas. Matriks ini memberikan nilai 1 jika dua wilayah berbatasan langsung dan nilai 0 jika tidak. Matriks tersebut menjadi dasar dalam perhitungan matriks pembobot spasial **W** yang telah terstandarisasi.

3.5 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot yang digunakan ialah matriks pembobot spasial **W**, yang diperoleh dari matriks *contiguity* terstandarisasi. **W** dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Matriks *Queen Contiguity* dan *Customized Ccontiguity*

C	j							
	1	2	3	...	15	16	...	34
1	0	1	0		0	0		0
2	0,333	0	0,333		0	0		0
3	0	0,25	0		0	0		0
⋮								
i	15	0	0		0	0		0
	16	0	0		0	0		0
⋮								
	34	0	0		0	0		0

Tabel 4.5 menyajikan bentuk matriks *customized contiguity* yang telah terstandarisasi menjadi matriks pembobot spasial. Elemen dalam matriks ini mencerminkan nilai pembobotan berdasarkan hubungan spasial antar wilayah, dengan nilai elemen dihitung sebagaimana dijelaskan pada persamaan (2).

3.6 Indeks Moran

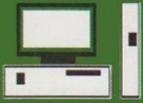
Indeks Moran dimanfaatkan untuk mengukur nilai keterkaitan spasial antar wilayah, yaitu sejauh mana suatu lokasi dipengaruhi oleh lokasi-lokasi di sekitarnya. Nilai Indeks Moran untuk variabel terikat dan variabel bebas dihitung dengan menggunakan persamaan (3). Berikut ini adalah perhitungan nilai Indeks Moran untuk variabel terikat (y):

$$I = \frac{\sum_{i=1}^{34} \sum_{j=1}^{34} w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{58.318.941.279}{62.366.278.906} = 0,935$$

Untuk nilai Indeks Moran variabel bebas diperoleh dengan cara yang sama. Untuk mempermudah dalam perhitungan digunakan *Software R*. Sehingga didapat nilai Indeks Moran untuk variabel terikat (y) dan bebas (x) yang dapat dilihat pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Nilai Indeks Moran

Variabel	Indeks Moran
y	0,935
x ₁	0,475
x ₂	0,402
x ₃	0,490
x ₄	0,654
x ₅	0,531



Berdasarkan Tabel 5, disimpulkan bahwa semua variabel menunjukkan adanya autokorelasi spasial. Karena terdapat autokorelasi spasial pada variabel terikat dan bebas, maka pengujian dilanjutkan dengan melakukan Uji *Lagrange Multiplier* (LM).

3.7 Uji *Lagrange Multiplier* (LM)

Uji LM digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan efek lag spasial pada variabel terikat. Jika hasil LM_{lag} menunjukkan signifikansi, maka model yang tepat untuk digunakan adalah SAR. Selain itu, model lain yang juga dapat dipertimbangkan adalah *Spatial Durbin Model*. Hasil pengujian LM dengan taraf signifikansi menggunakan $\alpha = 0,1$, yaitu $LM_{lag} = 17,716 > \chi^2_{(0,10,1)} = 2,705$ dan $p_{value} = 2,565 \times 10^{-5} < \alpha = 0,1$. Oleh karena itu, diputuskan H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa ada dependensi spasial lag pada variabel terikat, dan berdasarkan Tabel 4.7 terdapat autokorelasi pada variabel bebas sehingga dapat dimodelkan dengan *Spatial Durbin Model*.

3.8 Estimasi Parameter *Spatial Durbin Model*

Spatial Durbin Model ialah salah satu pemodelan regresi spasial yang memiliki pengaruh spasial lag pada variabel terikat dan bebas. Pada data jumlah kasus malaria di Indonesia Tahun 2023 terdapat spasial lag pada variabel terikat dan bebas hal ini dibuktikan dengan uji Indeks Moran dan uji LMLag sehingga perlu dimodelkan menggunakan *Spatial Durbin Model*. Adapun Model *Spatial Durbin Model* yang terbentuk untuk pemodelan jumlah kasus malaria di Indonesia Tahun 2023 adalah sebagai berikut:

$$\hat{y}_i = \hat{\rho} \sum_{j=1}^{34} w_{ij} y_j + \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{i1} + \hat{\beta}_2 x_{i2} + \hat{\beta}_3 x_{i3} + \hat{\beta}_4 x_{i4} + \hat{\beta}_5 x_{i5} + \hat{\theta}_1 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j1} + \hat{\theta}_2 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j2} + \hat{\theta}_3 \sum_{j=3}^{34} w_{ij} x_{j3} + \hat{\theta}_4 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j4} + \hat{\theta}_5 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j5} \quad (6)$$

Hasil estimasi model *Spatial Durbin* dapat dilihat pada Tabel 6 sebagai berikut.

Tabel 5. Nilai Estimasi Parameter *Spatial Durbin Model*

Parameter	Nilai Estimasi	Parameter	Nilai Estimasi
$\hat{\beta}_0$	32.132	$\hat{\theta}_1$	-0,115
$\hat{\beta}_1$	-0,142	$\hat{\theta}_2$	7.037,1
$\hat{\beta}_2$	-1.707,7	$\hat{\theta}_3$	1.142,7
$\hat{\beta}_3$	1.556,7	$\hat{\theta}_4$	0,042
$\hat{\beta}_4$	0,824	$\hat{\theta}_5$	90,55
$\hat{\beta}_5$	-1.087,4	$\hat{\rho}$	0,579

Berdasarkan Tabel 5 dan persamaan (6) dapat dituliskan model sebagai berikut.

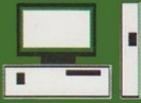
$$\hat{y}_i = 0,579 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} y_j + 32,132 - 0,142 x_{i1} - 1,707,7 x_{i2} + 1,556,7 x_{i3} + 0,824 x_{i4} - 1,087,4 x_{i5} - 0,115 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j1} + 7,037,1 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j2} + 1,142,7 \sum_{j=3}^{34} w_{ij} x_{j3} + 0,042 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j4} + 90,55 \sum_{j=1}^{34} w_{ij} x_{j5} \quad (7)$$

3.9 Pengujian Signifikansi Parameter *Spatial Durbin Model*

Pengujian signifikansi parameter *Spatial Durbin Model* dilakukan dengan menggunakan uji Wlad. Hasil uji signifikansi parameter ρ dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,1$ menunjukkan bahwa nilai $Wald_{\rho} = 24,216 > \chi^2_{(0,1,1)} = 2,705$. Oleh karena itu, keputusan yang diambil adalah Tolak H_0 , yang berarti dapat disimpulkan bahwa terdapat ketergantungan spasial lag pada variabel jumlah kasus malaria di Indonesia Tahun 2023. Hasil uji signifikansi parameter β dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Signifikansi Parameter β

Parameter	Wald	$\chi^2_{(0,1,1)}$	Keputusan
$\hat{\beta}_0$	0,439	2,705	H_0 gagal ditolak
$\hat{\beta}_1$	0,249	2,705	H_0 gagal ditolak
$\hat{\beta}_2$	0,739	2,705	H_0 gagal ditolak
$\hat{\beta}_3$	14,311*	2,705	H_0 ditolak
$\hat{\beta}_4$	3,281*	2,705	H_0 ditolak



Parameter	Wald	$\chi^2_{(0,1,1)}$	Keputusan
$\hat{\beta}_5$	8,620*	2,705	H ₀ ditolak

Berdasarkan Tabel 6, didapat nilai Wald untuk konstanta variabel β_3, β_4 dan β_5 sebesar 14,311, 3,281 dan 8,620 dimana dalam hal ini nilai dari nilai dari konstanta β_3, β_4 dan β_5 memiliki nilai $Wald > \chi^2_{(0,1,1)} = 2,705$. Maka diputuskan menolak H_0 yang berarti ada pengaruh langsung pada variabel x_3, x_4 dan x_5 terhadap variabel terikat. Hasil uji signifikansi parameter θ dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Pengujian Signifikansi Parameter θ

Parameter	Wald	$\chi^2_{(0,1,1)}$	Keputusan
θ_1	0,059	2,705	H ₀ gagal ditolak
θ_2	7,741 *	2,705	H ₀ ditolak
θ_3	3,682 *	2,705	H ₀ ditolak
θ_4	0,003	2,705	H ₀ gagal ditolak
θ_5	0,023	2,705	H ₀ gagal ditolak

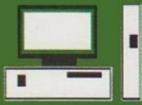
Berdasarkan Tabel 7, didapatkan nilai Wald untuk konstanta variabel β_2 dan β_3 sebesar 7,741 dan 3,682 dimana dalam hal ini nilai dari nilai dari konstanta β_2 dan β_3 memiliki nilai $Wald > \chi^2_{(0,1,1)} = 2,705$. Dengan demikian, diputuskan untuk menolak H_0 , yang berarti bahwa variabel x_2 dan x_3 memiliki pengaruh tidak langsung terhadap variabel terikat.

3.10 Interpretasi *Spatial Durbin Model*

Berdasarkan hasil pengujian parameter pada *Spatial Durbin Model*, dapat disimpulkan bahwa variabel x_3, x_4, x_5, θ_2 dan θ_3 berpengaruh terhadap jumlah kasus malaria. Berdasarkan persamaan (7), dijelaskan bahwa tanpa mempertimbangkan pengaruh variabel lain, jumlah kasus malaria diperkirakan akan meningkat sebesar 32.132 kasus. Koefisien spasial lag (ρ) sebesar 0,579 mengindikasikan adanya ketergantungan spasial lag, yaitu pengaruh dari lokasi-lokasi provinsi yang berdekatan terhadap jumlah kasus malaria yang diamati.

Koefisien jumlah penduduk (x_1) menunjukkan nilai negatif, yang berarti jika jumlah penduduk meningkat sebanyak 1 ribu jiwa, dengan variabel lain dianggap konstan, maka jumlah kasus malaria justru akan menurun sebesar 0 kasus. Sementara itu, koefisien tingkat pengangguran terbuka (x_2) juga bernilai negatif. Ini berarti, apabila tingkat pengangguran meningkat sebesar 1%, dengan variabel lainnya konstan, jumlah kasus malaria akan menurun hingga 2 kasus. Di sisi lain, koefisien persentase penduduk miskin (x_3) memiliki nilai positif, yang menandakan bahwa jika persentase penduduk miskin naik sebanyak 1%, dengan asumsi variabel lain konstan, maka jumlah kasus malaria akan meningkat sebesar 2 kasus. Demikian juga, koefisien jumlah tenaga medis (x_4) bernilai positif. Jika jumlah tenaga medis bertambah satu orang dan variabel lainnya dianggap konstan, maka jumlah kasus malaria akan meningkat sebesar 1 kasus. Terakhir, koefisien persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum layak (x_5) menunjukkan nilai negatif. Apabila jumlah orang yang memiliki akses ini meningkat satu orang, dengan kondisi variabel lainnya konstan, maka jumlah kasus malaria akan berkurang sebesar 1 kasus.

Koefisien θ_1 menunjukkan pengaruh *lag* dari variabel jumlah penduduk (x_1) terhadap jumlah kasus malaria. Nilai negatif 0,115 yang berarti bahwa jika terjadi peningkatan 1 ribu jiwa dari jumlah penduduk di provinsi tetangga, maka jumlah kasus malaria akan menurun sebesar 0 kasus, dan variabel lainnya dianggap konstan. Koefisien lag variabel tingkat pengangguran terbuka (x_2) bernilai positif sebesar 7.037,1 yang menunjukkan bahwa peningkatan 1% dari tingkat pengangguran terbuka di provinsi tetangga akan menyebabkan peningkatan jumlah kasus malaria sebesar 7.037 kasus. Koefisien lag variabel persentase penduduk miskin (x_3) bernilai positif sebesar 1.142,7 yang menunjukkan bahwa peningkatan 1% dari persentase penduduk miskin di provinsi tetangga akan menyebabkan peningkatan jumlah kasus malaria sebesar 1.143 kasus. Koefisien lag variabel jumlah tenaga medis (x_4) bernilai positif sebesar 0,042 yang menunjukkan bahwa peningkatan 1 orang dari jumlah tenaga medis di provinsi tetangga akan menyebabkan peningkatan jumlah kasus malaria sebesar 0 kasus. Koefisien lag



variabel persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum layak (x_5) bernilai positif sebesar 90,55 yang menunjukkan bahwa peningkatan 1% dari persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum layak di provinsi tetangga akan menyebabkan peningkatan jumlah kasus malaria sebesar 91 kasus.

3.11 Koefisien Determinasi

Perhitungan koefisien determinasi untuk *Spatial Durbin Model* dilakukan dengan menggunakan *software R*. Nilai koefisien determinasi yang diperoleh untuk *Spatial Durbin Model* adalah 0,933 menyatakan 93,3% variasi yang terjadi pada jumlah kasus malaria disebabkan oleh jumlah penduduk, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk miskin, jumlah tenaga medis, dan persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum layak. Hal ini menandakan ada 6,7% variabel lain yang mempengaruhi jumlah kasus malaria yang masih belum diketahui.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa Model Spasial Durbin yang paling sesuai untuk mengolah data jumlah kasus malaria di Indonesia tahun 2023 adalah sebagai berikut.:

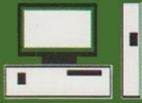
$$\hat{y}_i = 0,579 \sum_{j=1}^{34} w_{ij}y_j + 32.132 - 0,142x_{i1} - 1.707,7x_{i2} + 1.556,7x_{i3} + 0,824x_{i4} - 1.087,4x_{i5} \\ - 0,115 \sum_{j=1}^{34} w_{ij}x_{j1} + 7.037,1 \sum_{j=1}^{34} w_{ij}x_{j2} + 1.142,7 \sum_{j=3}^{34} w_{ij}x_{j3} + 0,042 \sum_{j=1}^{34} w_{ij}x_{j4} \\ + 90,55 \sum_{j=1}^{34} w_{ij}x_{j5}$$

Hasil estimasi dengan menggunakan SDM menunjukkan bahwa faktor-faktor yang memengaruhi secara langsung jumlah kasus malaria secara signifikan di Indonesia Tahun 2023 adalah Persentase Penduduk Miskin (x_3), Jumlah Tenaga Medis (x_4) dan Persentase Rumah Tangga yang Memiliki Akses Terhadap Layanan Sumber Air Minum Layak (x_5). Sedangkan faktor-faktor yang memengaruhi secara tidak langsung atau *lag* spasial adalah Tingkat Pengangguran Terbuka (x_2) dan Persentase Penduduk Miskin (x_3).

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya yaitu Uji autokorelasi spasial dapat dilakukan dengan menggunakan uji Geary's C, serta menambahkan variabel bebas yang lain dalam data, misalnya persentase kepadatan penduduk.

Daftar Pustaka

- [1] Efendi, A., Wardhani, N.W.S., Fitriani, R., & Sumarminingsih, E. (2020). *Analisis Regresi Teori dan Aplikasi dengan R*. Malang: UB Press.
- [2] Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- [3] Yasin, H., Hakim, A.R., & Warsito, B. (2020). *Regresi Spasial (Aplikasi dengan R)*. Pekalongan: Wade Group.
- [4] Cressie, N. (1991). *Statistics for Spatial Data*. New York: Wiley.
- [5] Sari, D.N., Hayati, M.N., & Wahyuningsih, S. (2020). Model Spasial Autoregressive Moving Average (SARMA) pada Data Jumlah Kejadian Demam Berdarah Dengue (DBD) di Provinsi Kalimantan Timur dan Tengah Tahun 2016. *Jurnal Ekspansional*, 11(1), Mei 2020.
- [6] Pratiwi, L.P.S., Hanief, S., & Suniantara, I.K.P. (2017). Pemodelan Menggunakan Metode Spasial Durbin Model untuk Data Angka Putus Sekolah Usia Pendidikan Dasar. *Jurnal Varian*, 2(1).



- [7] Wardani, S., Debatara, N.N., & Rizki, S.W. (2018). Analisis Dependensi Spasial pada Data kemiskinan dengan Pendekatan Spatial Durbin Model (SDM). *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya (Bimaster)*, 7(4), 319 – 328.
- [8] Utami, T.P., Hasyim, H., Kaltsum, U., Dwifitri, U., Meriwati, Y., Yuniwati, Paridah, Y., & Zulaiha. (2022). Faktor Risiko Penyebab Terjadinya Malaria di Indonesia. *Jurnal Surya Media*, 7(2), Februari 2022, 96 – 107.
- [9] Rokhayati, D.A., Putri, R.C., Said, N.A., & Rejeki, D.S.S. (2022). Analisis Faktor Risiko Malaria di Asia Tenggara. *Jurnal Litbang Pengendalian Penyakit Bersumber Binatang Banjarnegara*, 18(1), 79 – 86. doi: <https://doi.org/10.22435/blb.v18i1>
- [10] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2023). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2022*. Jakarta: Kementerian Kesehatan.
- [11] Santoso, S. (2012). *Statistik Parametrik*. Jakarta: Media Komputindo.
- [12] Kosfeld, R. (2006). *Spatial Econometric*. Germany: University of Kassel.
- [13] Lesage, J.P., & Pace, R.K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. Boca Raton: CRC Press.