

PEMODELAN ROBUST SPATIAL AUTOREGRESSIVE (RSAR) PADA KASUS DIABETES MELITUS DI PROVINSI JAWA TIMUR

Ahmada Yulia Saputri

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
e-mail : ahmadayulia.22025@mhs.unesa.ac.id

Danang Ariyanto

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
Penulis Korespondensi : danangariyanto@unesa.ac.id

Abstrak

Penyakit Diabetes Melitus merupakan salah satu Penyakit Tidak Menular (PTM) yang paling mematikan di dunia. Prevalensi penyakit diabetes melitus di Provinsi Jawa Timur bervariasi karena dipengaruhi oleh perbedaan lingkungan dan gaya hidup. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan Prevalensi Diabetes Melitus pada 38 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur Tahun 2024 menggunakan *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) estimasi-M dengan pembobot *Queen Contiguity*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa berdasarkan nilai uji Indeks Moran didapatkan adanya autokorelasi spasial dan dependensi spasial pada variabel respon. Hasil dari Moran's Scatterplot juga menunjukkan adanya outlier yaitu pada observasi 6 dan 35. Dengan menggunakan taraf signifikan sebesar 0,05, ditemukan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon yaitu prevalensi diabetes melitus yaitu rata-rata konsumsi kalori (x_4) dengan nilai estimasi 0,0004 dan p-value $4,673110 \times 10^{-2}$ kemudian rata-rata konsumsi gula pasir (x_5) dengan nilai estimasi 0,2103 dan p-value $6,176369 \times 10^{-10}$.

Kata Kunci: Diabetes Melitus, *Robust Spatial Autoregressive*, Analisis Spasial.

Abstract

Diabetes Mellitus is one of the deadliest Non-Communicable Diseases (NCDs) in the world. The prevalence of diabetes mellitus in East Java Province varies due to environmental and lifestyle differences. This study aims to model the prevalence of diabetes mellitus in 38 districts/cities in East Java Province in 2024 using Robust Spatial Autoregressive (RSAR) M-estimation with Queen Contiguity weighting. The results show that based on the Moran Index test value, spatial autocorrelation and spatial dependency are found in the response variable. The results of Moran's Scatterplot also show outliers, namely in observations 6 and 35. By using a significance level of 0.05, predictor variables were found that had a significant effect on the response variable, namely the prevalence of diabetes mellitus, namely the average calorie consumption (x_4) with an estimated value 0,0004 and a p-value of $4,673110 \times 10^{-2}$ then the average consumption of granulated sugar (x_5) with an estimated value 0,2103 and p-value of $6,176369 \times 10^{-10}$.

Keywords: *Diabetes Mellitus, Robust Spatial Autoregressive, Spatial Analysis.*

PENDAHULUAN

Penyakit Tidak Menular (PTM) merupakan penyebab kematian tertinggi di seluruh dunia, dengan total kematian sebesar 71% dan tercatat 15 juta kematian pada tahun 2024 (WHO, 2024). Kejadian di negara Indonesia telah dilaporkan oleh Kemenkes RI di tahun 2023 tercatat 19,47 juta jiwa terkena DM tipe 2, sedangkan di Provinsi Jawa Timur ditemukan sebanyak 867.257 penderita DM tipe 2 (Kementerian Kesehatan, 2024).

Diabetes melitus merupakan kelompok gangguan metabolik yang ditandai oleh peningkatan kadar glukosa dalam darah atau kondisi yang disebut

hiperglikemia. Jika hiperglikemia berlangsung dalam jangka waktu lama, hal tersebut dapat mengganggu proses sekresi dan kerja insulin, serta menyebabkan kerusakan kronis dan gangguan fungsi pada berbagai jaringan dan organ tubuh (Harreiter & Roden, 2019).

Peningkatan jumlah penderita diabetes berkaitan erat dengan perubahan demografi (International Diabetes Federation, 2024). Akibatnya, aktivitas fisik menurun, sehingga asupan energi lebih tinggi daripada pengeluaran energi. Kondisi ini juga berkaitan dengan pola hidup masyarakat perkotaan yang relatif kurang aktif secara fisik serta tingginya kejadian obesitas (Zhao dkk., 2023). Selain itu, banyak

faktor yang berkontribusi terhadap prevalensi diabetes melitus, termasuk faktor melonjaknya hipertensi (Arshad dkk., 2016), kepadatan penduduk (Syahid, 2021), kurangnya fasilitas kesehatan (A. J. Syam, 2022), dan konsumsi sehari-hari (Collins dkk., 2021).

Penelitian ini menggunakan regresi spasial berupa *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) untuk menjelaskan adanya hubungan antara prevalensi diabetes melitus dengan faktor-faktornya, juga mampu menangkap ketergantungan spasial global sekaligus menghasilkan estimasi parameter yang *robust* terhadap pencilan dan pelanggaran asumsi klasik, yang umum terjadi pada data kesehatan masyarakat (Maharani, 2024). Regresi spasial adalah teknik statistik yang bertujuan untuk mempelajari hubungan antara variabel independen dan dependen dengan menggunakan informasi spasial yang terkandung dalam data, sehingga analisis harus memperhitungkan efek spasial dari data tersebut, model regresi yang melibatkan efek spasial dalam pemodelannya yaitu model Spatial Autoregressive (SAR) (Anselin, 1988).

Model RSAR menggabungkan model regresi linier dengan kelambatan spasial variabel respons menggunakan data lintas seksi (Anselin, 1988). Model regresi spasial mungkin mengandung outlier spasial dalam kesalahan model SAR, yang menyebabkan prediksi tidak akurat (Tho dkk., 2023). Pada penelitian ini akan digunakan estimasi-M karena memiliki performa yang lebih baik dengan tingkat efisiensi mencapai 95% (Fox, 2002). Komponen dasar dalam pembentukan model regresi spasial yaitu matriks pembobot spasial yang mencerminkan hubungan antara satu lokasi dengan lokasi lainnya (Wuryandari dkk., 2014).

Berdasarkan jenis matriks pembobot spasial, analisis regresi spasial dapat dikelompokkan ke dalam pendekatan berbasis titik dan pendekatan berbasis area. Pendekatan berbasis area menggambarkan keterkaitan relatif antara suatu unit data spasial dengan unit lain dalam satu wilayah. Pada pendekatan berbasis area, terdapat beberapa jenis matriks pembobot spasial, salah satunya adalah pembobot *queen contiguity*. *Queen contiguity* adalah ketetanggaan yang dilihat berdasarkan sisi dan sudut, sehingga pola spasial bisa lebih terlihat secara menyeluruh.

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan metode RSAR seperti Hidayatul Musyarofah, dkk yang menggunakan RSAR untuk pemodelan angka harapan hidup provinsi Jawa Timur. Berdasarkan penelitian tersebut, model RSAR dapat menangani 18 *spatial outliers* (Musyarofah dkk., 2020b). Lalu ada penelitian dari Tasya Abrari dan rekan-rekannya yang menggunakan RSAR untuk pemodelan gizi buruk balita di Indonesia. Pada penelitiannya, RSAR terbukti mampu menganalisis faktor-faktor gizi buruk balita dan mampu mengatasi *spatial outlier* (Abrari dkk., 2023). RSAR juga digunakan untuk pemodelan faktor-faktor pengangguran terbuka di provinsi Jawa Barat melalui penelitian Berliana Nofriadi, dkk. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa model RSAR dengan *M-Estimator* merupakan model terbaik karena mampu menjelaskan 86,26% variasi data dan lebih efektif menangani *spatial outliers* dibandingkan dengan model OLS maupun SAR biasa (Berliana Nofriadi dkk., 2025). Untuk itu, pada penelitian ini akan digunakan model RSAR dengan estimasi-M (*Maximum Likelihood Type M*) yaitu dengan meminimumkan fungsi objektif.

Berdasarkan penjelasan di atas, maka dalam penelitian ini akan dilakukan pemodelan Diabetes Melitus di Provinsi Jawa Timur menggunakan regresi *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) estimasi-M dengan matriks pembobot *Queen Contiguity*. Diharapkan dengan menggunakan model ini dapat diketahui faktor-faktor yang mempengaruhi kasus Diabetes Melitus di Jawa Timur.

KAJIAN TEORI

UJI ASUMSI

Uji asumsi pada penelitian ini dilakukan dengan uji multikolinieritas, yang salah satu caranya dapat dilakukan dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) dengan persamaan sebagai berikut (Montgomery & Runger, 2010).

$$VIF = \frac{1}{(1 - R_j^2)}; j = 1, 2, 4, \dots, p \quad (1)$$

Dengan R_j^2 adalah nilai koefisien determinasi pada variabel ke-j. Untuk nilai VIF yang kurang dari 10 menunjukkan tidak ada multikolinearitas, dan nilai VIF lebih dari 10 menunjukkan adanya multikolinearitas yang kuat.

REGRESI SPASIAL

Regresi Spasial merupakan metode untuk menganalisis data spasial atau data yang dipengaruhi oleh faktor lokasi. Dengan menggunakan metode ini, dapat dianalisis adanya pengaruh lokasi atau dampak spasial pada data (Anselin, 1988). Model umum regresi spasial adalah sebagai berikut (LeSage & Pace, 2009).

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

di mana :

- $\mathbf{y}$: vektor variabel respon berukuran $n \times 1$
- ρ : koefisien parameter spasial *lag* dari variabel respon
- $\mathbf{W}$: matriks pembobot spasial berukuran $n \times n$
- $\mathbf{X}$: matriks variabel prediktor berukuran $n \times (p+1)$
- $\boldsymbol{\beta}$: vektor koefisien parameter regresi berukuran $(p+1) \times 1$
- λ : koefisien parameter spasial galat
- $\mathbf{u}$: vektor galat yang memiliki efek spasial berukuran $n \times 1$
- $\boldsymbol{\varepsilon}$: vektor galat berukuran $n \times 1$
- $\mathbf{I}$: matriks identitas berukuran $n \times n$

MATRIKS PEMBOBOT SPASIAL

Matriks bobot spasial ini berperan penting dalam merepresentasikan hubungan antar lokasi dan merupakan elemen fundamental dari analisis regresi spasial (Getis & Aldstadt, 2004). Pada penelitian ini digunakan matriks *contiguity* atau yang dikenal sebagai matriks ketetanggaan. Matriks *contiguity* adalah matriks yang menentukan hubungan antar lokasi berdasarkan informasi ketetanggaan. Matriks ini dilambangkan dengan $\mathbf{W}$ (Kissling & Carl, 2008).

Terdapat tiga jenis *contiguity* / ketetanggaan yang didefinisikan :

1. *Rook Contiguity*
Lokasi observasi ditentukan berdasarkan ketersinggungan antar sisi, sedangkan ketersinggungan sudut tidak dihitung.
2. *Bishop Contiguity*
Lokasi observasi ditentukan dengan adanya ketersinggungan antar sudut, sedangkan ketersinggungan sisi tidak dihitung.
3. *Queen Contiguity*
Lokasi observasi didasarkan pada ketersinggungan antar sisi maupun sudut.

PENGUJIAN EFEK SPASIAL

Uji ini terdiri dari dua jenis, yakni heterogenitas spasial dan dependensi spasial (Wardhani & Yanti, 2021). Uji heterogenitas spasial dilakukan untuk pemodelan yang menggunakan pendekatan titik sedangkan uji dependensi spasial dilakukan untuk pendekatan area (Pratiwi dkk., 2020). Untuk penelitian ini akan digunakan pemodelan spasial dengan pendekatan area sehingga hanya dilakukan pengujian dependensi spasial.

Salah satu metode untuk mendeteksi autokorelasi spasial, atau ketergantungan spasial, adalah uji Moran's I (Gong dkk., 2020). Hipotesis yang diterapkan dalam uji ini adalah

$$H_0: I = 0 \text{ (tidak terdapat dependensi spasial)}$$

$$H_1: I \neq 0 \text{ (terdapat dependensi spasial)}$$

Nilai I berkisar antara -1 dan 1. Saat nilai I positif, menandakan bahwa terdapat korelasi spasial antar lokasi yang positif. Jika kebalikannya, maka menunjukkan bahwa korelasi spasial antar lokasi yang negatif. I bernilai nol menunjukkan tidak terdapat korelasi spasial antar lokasi. Pada uji ini, dasar pengambilan keputusan yaitu tolak H_0 pada taraf signifikansi α . Jika $p\text{-value} < \alpha$, terdapat dependensi spasial pada data.

SPATIAL OUTLIER

Spatial Outlier atau pencilan spasial adalah data yang mempunyai nilai relatif sangat jauh dari yang lainnya dengan mempertimbangkan bobot spasial (Musyarofah dkk., 2020). *Moran's Scatterplot* adalah grafik yang dapat mendeteksi *spatial outlier*. *Moran's Scatterplot* terbagi menjadi 4 kuadran, terlihat pada gambar di bawah ini.

Kuadran II <i>Low-High</i>	Kuadran I <i>High-High</i>
Kuadran III <i>Low-Low</i>	Kuadran IV <i>High-Low</i>

Gambar 1 Moran's Scatterplot

Analisis sebaran titik pada *Moran's Scatterplot* memungkinkan identifikasi kluster spasial, yaitu *High-High* dan *Low-Low*, serta *spatial outliers*, yaitu *High-Low* dan *Low-High*. Titik-titik observasi yang berada pada Kuadran II (*Low-High*) dan Kuadran IV (*High-Low*) menunjukkan adanya autokorelasi spasial negatif atau penyimpangan spasial, sehingga wilayah-wilayah tersebut diidentifikasi sebagai

pencilan spasial (spatial outlier) karena memiliki karakteristik yang berbeda secara signifikan dibandingkan lingkungan spasial sekitarnya (U. A. Syam dkk., 2024).

SPATIAL AUTOREGRESSIVE (SAR)

Model *Spatial Autoregressive* (SAR) adalah model regresi yang menggabungkan regresi linear dan spasial lag pada variabel respon dengan data *cross section* (Anselin, 1988). Model *Spatial Autoregressive* (SAR) terbentuk apabila pada model regresi spasial umum diperoleh kondisi $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ (LeSage & Pace, 2009). Berbeda dengan model regresi spasial umum yang mengasumsikan keberadaan *spatial lag* baik pada variabel respon maupun pada komponen galat (*error term*), model SAR hanya mempertimbangkan efek *spatial lag* pada variabel respon (Anselin, 1988). Model regresi *Spatial Autoregressive* (SAR) adalah sebagai berikut.

$$y_i = \beta_0 + \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \epsilon_i, i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

Jika dituliskan kembali dalam bentuk persamaan yaitu:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W} \mathbf{y} + \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (4)$$

Estimasi parameter regresi SAR dengan *Maximum Likelihood* (MLE) membuat parameter-parameter dengan cara memaksimumkan suatu fungsi kemungkinan (Anselin, 1988). Estimasi parameter β dan ρ adalah sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}) \mathbf{y} \quad (5)$$

$$\hat{\rho} = (\mathbf{y}^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{y})^{-1} \mathbf{y}^T \mathbf{W}^T \mathbf{y} \quad (6)$$

ROBUST SPATIAL AUTOREGRESSIVE (RSAR)

Regresi *Robust* adalah metode yang dapat digunakan saat ada *outlier* yang terdeteksi pada Moran's Scatterplot yang mempengaruhi model. Dengan metode ini, data dapat dianalisis saat terdapat *outlier* dengan cara membuat model menjadi resisten terhadap *outlier* (Draper & Smith, 1998). Bentuk umum model RSAR sama dengan bentuk model SAR, yaitu:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W} \mathbf{y} + \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (7)$$

Perbedaan utama antara model SAR dan RSAR terletak pada metode estimasi parameter yang digunakan. Model SAR umumnya diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang sensitif terhadap keberadaan pencilan. Sebaliknya, model RSAR pada penelitian ini menggunakan metode *robust* estimasi M, yang

dirancang untuk mengurangi pengaruh observasi ekstrem terhadap hasil estimasi.

Estimasi parameter regresi RSAR dengan Estimasi-M (*Maximum Likelihood Type M*) dimaksudkan untuk meminimumkan fungsi objektif guna memperoleh nilai parameter β yang dapat meminimalkan pengaruh nilai galat yaitu *outlier* (Draper & Smith, 1998).

$$\min_{\beta} \{\lambda(u_i)\} = \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda \left(\frac{\epsilon_i}{s} \right) \right\} = \min_{\beta} \lambda \left\{ \frac{(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}) \mathbf{y} - \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}}{s} \right\} \quad (8)$$

di mana:

$$\lambda(u_i) = \text{Fungsi kerugian robust}$$

$$\frac{\epsilon_i}{s} = \text{Residual terstandarisasi}$$

$$\epsilon_i = \text{Residual}$$

$$s = \text{Skala estimasi robust}$$

rumus untuk s adalah sebagai berikut (Draper & Smith, 1998).

$$s = \frac{\text{median}(|\epsilon_i - \text{median}(\epsilon_i)|)}{0,6475} \quad (9)$$

Pemilihan konstanta 0,675 membuat sedemikian hingga s merupakan suatu estimator yang mendekati bias (Montgomery dkk., 2021). Pada persamaan (2.16) Digunakan turunan parsial pertama yaitu λ terhadap β untuk meminimumkan persamaan, kemudian disama dengankan 0.

estimasi parameter β untuk regresi robust estimasi-M adalah (Yasin dkk., 2020):

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}_i \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_i (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W}) \mathbf{y} \quad (10)$$

di mana:

$\mathbf{W}_i$ = matriks diagonal fungsi pembobot

UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER SECARA PARSIAL

Uji signifikansi parameter secara parsial dilakukan dengan uji Wald, dengan menguji variabel prediktor terhadap variabel respon. Statistik uji parameter β dan ρ adalah

$$W_k = \left(\frac{\beta_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \right)^2 \quad (11)$$

$$SE(\hat{\beta}_k) = \sqrt{(\sigma^2(\hat{\beta}_k))}$$

dengan:

$SE(\hat{\beta}_k)$ = dugaan galat baku koefisien β_k

$\hat{\beta}_k$ = nilai dugaan untuk parameter ($\hat{\beta}_k$)

$$W = \left(\frac{\rho}{SE(\hat{\rho})} \right)^2 \quad (12)$$

$$SE(\hat{\rho}) = \sqrt{(\sigma^2(\hat{\rho}))}$$

dengan:

$SE(\hat{\rho})$ = dugaan galat baku koefisien ρ

UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER SECARA SIMULTAN

Untuk uji signifikansi parameter secara simultan dilakukan dengan uji F guna menentukan pengaruh dari variabel dan pengaruh spasial lag pada variabel respon agar model regresi dapat digunakan dengan baik (Musyarofah dkk., 2020a). Statistik ujinya adalah

$$F_{hitung} = \frac{\frac{SSR}{p}}{\frac{SSE}{n-p-1}} \quad (13)$$

dengan :

SSR = jumlah kuadrat regresi

SSE = jumlah kuadrat residual

p = jumlah variabel independen

n = jumlah sampel

DIABETES MELITUS

Penyakit Diabetes Melitus (DM) adalah suatu penyakit yang disebabkan oleh proses metabolisme glukosa yang terganggu di dalam tubuh manusia dan diikuti kelainan metabolik akibat gangguan hormonal, sehingga bisa menimbulkan banyak komplikasi kronik pada mata, ginjal, juga pembuluh darah yang disertai lesi dengan karakteristik hiperglikemia pada membran basalis (ElSayed dkk., 2023).

Penyakit Diabetes melitus menjadi masalah kesehatan global karena prevalensinya yang terus meningkat dan dapat menimbulkan berbagai komplikasi serius, seperti penyakit kardiovaskular, gagal ginjal, neuropati, dan gangguan penglihatan. Oleh karena itu, deteksi dini dan pengendalian faktor risiko diabetes melitus sangat penting untuk mencegah komplikasi dan meningkatkan kualitas hidup penderita (Ariyanto dkk., 2024).

METODE

DATA PENELITIAN

Jenis penelitian yang diterapkan dalam studi ini adalah pendekatan kuantitatif dengan metode studi pustaka. Data yang digunakan untuk penelitian ini adalah data sekunder berupa Penyakit Diabetes Melitus di Provinsi Jawa Timur tahun 2024 beserta faktor-faktor pendukungnya. Data diperoleh dari publikasi tahunan yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur yaitu Statistik Kesehatan Jawa Timur 2024 dan Jawa Timur Dalam Angka 2025.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu variabel respon (y) dan variabel prediktor (x). Variabel respon (y) yaitu Prevalensi Diabetes Melitus, sedangkan variabel prediktor (x) yaitu Prevalensi Hipertensi, Kepadatan Penduduk, Prevalensi Desa Berfasilitas Kesehatan, Rata-Rata Konsumsi Kalori, Rata-Rata Konsumsi Gula Pasir, dan Rata-Rata Batang Rokok Perminggu.

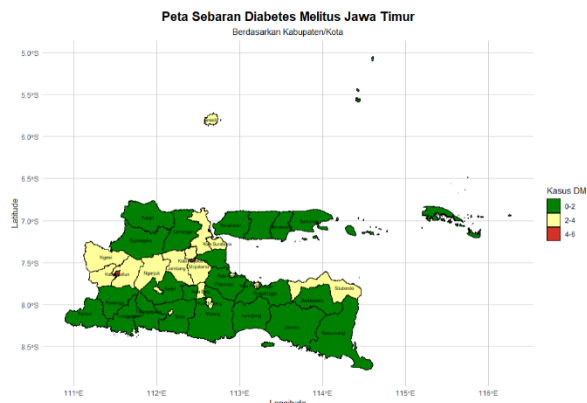
RANCANGAN PENELITIAN

Penelitian ini diawali dengan menyusun rumusan masalah dan pengumpulan data yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur, yaitu Statistik Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2024 dan Jawa Timur dalam Angka 2025. Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi multikolinearitas menggunakan Variance Inflation Factor (VIF). Matriks pembobot spasial menggunakan *Queen Contiguity* yang mempertimbangkan persinggungan sisi maupun sudut antarwilayah. Adanya efek spasial kemudian diuji menggunakan Indeks Moran. Tahap berikutnya adalah pemodelan *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) estimasi-M yang diawali dengan pendeteksian *spatial outlier* melalui *Moran's Scatterplot* pada model SAR, dilanjutkan dengan estimasi parameter menggunakan metode Maximum Likelihood Type M, pengujian signifikansi parameter secara parsial menggunakan uji Wald, serta pengujian signifikansi parameter secara simultan menggunakan uji F untuk mengevaluasi kecocokan model. Tahap terakhir penelitian adalah menarik kesimpulan berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

PETA SEBARAN

Gambar 2 merupakan peta sebaran Prevalensi Diabetes Melitus Provinsi Jawa Timur Tahun 2024. Peta ini memberikan gambaran visual mengenai nilai Prevalensi Diabetes Melitus.



Gambar 2 Peta Sebaran Prevalensi Diabetes Melitus Provinsi Jawa Timur Tahun 2024

Berdasarkan Gambar 2 di atas, perbedaan warna menunjukkan besarnya prevalensi di setiap daerah. Warna hijau menunjukkan kabupaten/kota memiliki prevalensi diabetes melitus yang rendah, warna kuning untuk sedang, dan warna merah menunjukkan kabupaten/kota memiliki prevalensi diabetes melitus yang tinggi.

Selanjutnya akan dilakukan uji asumsi multikolinearitas dengan menggunakan uji *Variance Inflation Factors* (VIF).

UJI ASUMSI MULTIKOLINEARITAS (VIF)

Uji asumsi multikolinearitas pada penelitian ini digunakan untuk memeriksa apakah ada hubungan linear antara variabel independen (x) di dalam regresi. Hasil uji yang tinggi dapat mengakibatkan estimasi parameter regresi menjadi tidak stabil.

Tabel 1 Uji Multikolinearitas

Variabel	Nilai VIF
x_1	1.075884
x_2	1.244195
x_3	1.537721
x_4	1.296136
x_5	2.045358
x_6	1.594494

Dilihat dari hasil uji multikolinearitas di atas, didapatkan nilai VIF yang rendah untuk semua variabel yaitu di bawah 10. Nilai VIF yang didapat berkisar antara 1.075884 sampai 2.045358 sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa tidak terjadi multikolinearitas tinggi di antara variabel independen. Hal tersebut menunjukkan model regresi tidak mempunyai masalah multikolinearitas sehingga estimasi parameter regresi stabil.

Langkah selanjutnya adalah penentuan matriks pembobot spasial dalam proses analisis regresi spasial, karena matriks ini merupakan elemen penting yang mewakili hubungan antara suatu lokasi dengan lokasi lainnya.

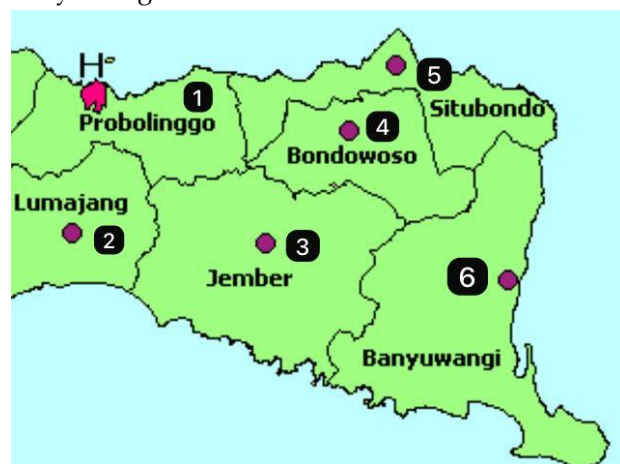
MATRIKS PEMBOBOT *QUEEN CONTIGUITY*

Peta kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur digunakan untuk memvisualisasikan hubungan ketetanggaan antar daerah dan menjadi titik awal untuk menyusun matriks pembobot *queen contiguity*. Pada proses ini diperlukan adanya peta administratif Provinsi Jawa Timur untuk diamati.



Gambar 3 Peta Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Matriks pembobot *Queen Contiguity* adalah matriks ketetanggaan di mana lokasi yang saling bertetangga ditentukan dari persinggungan sisi dan sudut. Berikut merupakan contoh matriks matriks *Queen Contiguity* untuk wilayah timur dari Provinsi Jawa Timur, dengan lokasi 1 Kabupaten Probolinggo, lokasi 2 Kabupaten Lumajang, lokasi 3 Kabupaten Jember, lokasi 4 Kabupaten Bondowoso, lokasi 5 Kabupaten Situbondo, dan lokasi 6 Kabupaten Banyuwangi.



Gambar 4 Peta Bagian Timur Provinsi Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4 di atas, lokasi 1 bertetangga dengan lokasi 2,3,4, dan 5. Lokasi 2 bertetangga dengan lokasi 1 dan 3. Lokasi 3 bertetangga dengan lokasi 1,2,4, dan 6. Lokasi 4 bertetangga dengan lokasi 1,3,5, dan 6. Lokasi 5 bertetangga dengan lokasi 1,4, dan 6. Sedangkan lokasi 6 bertetangga dengan lokasi 3,4, dan 5. Untuk lokasi yang bertetangga seperti 1 dan 2, maka C_{12} dan C_{21} bernilai 1. Namun untuk lokasi yang tidak bertetangga seperti 1 dan 6, maka C_{16} dan C_{61} bernilai 0. Berdasarkan uraian di atas akan dibentuk matriks *Queen Contiguity* sebagai berikut.

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Langkah yang dilakukan setelah menentukan matriks pembobot spasial dan sebelum melakukan pemodelan spasial yaitu uji dependensi spasial pada data.

DETEKSI DEPENDENSI SPASIAL DENGAN UJI INDEKS MORAN

Dependensi spasial dalam data dapat dideteksi dengan menggunakan uji Indeks Moran. Uji moran dilakukan pada variabel respon yaitu prevalensi diabetes melitus guna mengetahui apakah variabel tersebut memiliki hubungan antar wilayah yang saling mempengaruhi. Berikut ini merupakan hasil uji Indeks Moran.

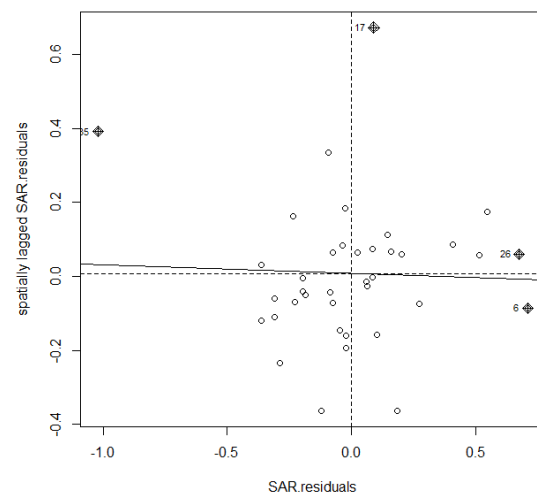
Tabel 2 Hasil Uji Indeks Moran

I	$E(I)$	$Var(I)$	$p\text{-value}$
0,21272322	-0,02702703	0,01696796	0,03284

Berdasarkan hasil tersebut, didapatkan adanya korelasi spasial antar lokasi yang terlihat pada nilai I sebesar 0,21272322. Selain itu, didapatkan nilai $E(I)$ sebesar -0,02702703 yang berarti nilai $I > E(I)$, menunjukkan bahwa terdapat autokorelasi spasial positif. Nilai $p\text{-value} < \alpha$ yaitu $0,03284 < 0,05$ maka diambil keputusan yaitu tolak H_0 yang berarti terdapat autokorelasi spasial pada data prevalensi diabetes melitus di 38 kabupaten/kota Provinsi Jawa Timur tahun 2024. Hal tersebut memiliki arti bahwa prevalensi diabetes melitus cenderung memiliki keterkaitan spasial pada perbedaan antar kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2024.

DETEKSI OUTLIER DENGAN MORAN'S SCATTERPLOT

Sebelum melakukan pemodelan *Robust Spatial Autoregressive (RSAR)*, langkah awal yang diperlukan adalah mendeteksi spatial outlier pada galat model SAR. SAR digunakan sebagai model awal untuk memperoleh residual yang telah mempertimbangkan ketergantungan spasial. Residual tersebut kemudian digunakan dalam *Moran's scatterplot* yang memungkinkan identifikasi objek pada lokasi observasi yang nilainya menyimpang secara signifikan dari nilai observasi di wilayah sekitarnya. Moran's Scatterplot yang dihasilkan dengan bantuan *software R* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 5 Moran's Scatterplot

Berdasarkan Gambar 5 di atas, terdapat 2 outlier yang berada pada kuadran II dan IV. Pada penelitian ini, lokasi yang terindikasi sebagai spatial outlier adalah observasi 35 pada kuadran II serta observasi 6 pada kuadran IV. Karena pada hasil Moran's Scatterplot menunjukkan adanya spatial outlier, maka diperlukan metode yang dapat menganalisis data ketika terdapat *spatial outlier* pada galat model SAR.

PEMODELAN ROBUST SPATIAL AUTOREGRESSIVE (RSAR) DENGAN ESTIMASI-M

Sebelum dilakukan pemodelan, langkah awal yang harus dilakukan adalah melakukan penaksiran estimasi parameter. Berikut ini merupakan hasil estimasi parameter RSAR dengan estimasi-M yang didapatkan.

Tabel 3 Hasil Estimasi Parameter RSAR Estimasi-M

Para meter	Estimasi	Standar Error	z-value	p-value
ρ	0,2500	0,1907	1,3111	0,1898
β_0	-2,2058	0,7298	-3,0226	0,0025
β_1	-0,0016	0,0039	-0,4070	0,6840
β_2	-0,0001	0,0001	-0,9759	0,3291
β_3	-0,0003	0,0026	-0,1057	0,9158
β_4	0,0004	0,0002	1,9887	0,0467
β_5	0,2104	0,0340	6,1857	0,0001
β_6	0,0026	0,0031	0,8203	0,4121

Uji F = 16,77425

Taraf signifikan 0,05

Berdasarkan Tabel 3 di atas dan persamaan (3), dapat dibuat persamaan model regresi RSAR estimasi-M sebagai berikut.

$$y_i = -2,2058 + 0,25 \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j - 0,0016x_{i1} - 0,0001x_{i2} - 0,0003x_{i3} + 0,0004x_{i4} + 0,2104x_{i5} + 0,0026x_{i6}, i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Selanjutnya akan dilakukan uji Wald yang merupakan uji parameter secara parsial menggunakan persamaan 11 dan 12. Berdasarkan hasil didapatkan nilai p-value dari x_4 dan x_5 masing-masing sebesar $4,673110 \times 10^{-2}$ dan $6,176369 \times 10^{-10}$. Hasil tersebut membuktikan bahwa $p\text{-value} < \alpha$ sehingga diambil keputusan yaitu tolak H_0 . Jadi dapat disimpulkan bahwa pada model RSAR dengan estimasi-M, terdapat variabel prediktor yaitu Rata-Rata Konsumsi Kalori (x_4) dan Rata-Rata Konsumsi Gula Pasir (x_5) berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon yaitu Prevalensi Diabetes Melitus (y).

Selanjutnya dilakukan uji F yang merupakan uji parameter secara simultan. Uji ini menggunakan persamaan pada (13) yang bertujuan untuk mengevaluasi kecukupan model yang dihasilkan. Tabel 3 menunjukkan hasil uji F pada model RSAR dengan estimasi-M. Kriteria keputusan tolak H_0 adalah apabila $F_{hitung} > F_{\alpha; p; n-p-1}$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$, dengan $\alpha = 0,05$. Hasil yang didapatkan yaitu $F_{hitung} = 16,77425$ dan $F_{0,05;6;31} = 2,409432$, sehingga diambil keputusan tolak H_0 . Hasil tersebut menyimpulkan bahwa setidaknya satu variabel prediktor memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon, disertai adanya spatial lag yang signifikan pada variabel respon.

INTERPRETASI HASIL

Dari hasil Uji Wald dengan taraf signifikan 0,05 didapatkan dua variabel prediktor yang berpengaruh

terhadap variabel respon secara signifikan. Hal tersebut didasarkan dari hasil $p\text{-value} < 0,05$. Dua variabel tersebut adalah variabel x_4 dan x_5 . Untuk interpretasi dari model berdasar pada *odd ratio* dari koefisien variabel prediktor dengan nilai e^{koef} .

Rata-Rata Konsumsi Kalori (x_4) memiliki nilai koefisien 0,0004446411, sehingga dapat diinterpretasikan bahwa untuk setiap peningkatan Rata-Rata Konsumsi Kalori sebesar 1% maka dapat menyebabkan terjadinya kenaikan Prevalensi Diabetes Melitus sebesar 1,0004 kali. Selanjutnya Rata-Rata Konsumsi Gula Pasir (x_5) memiliki nilai koefisien 0,2103687760, sehingga dapat diinterpretasikan bahwa untuk setiap peningkatan Rata-Rata Konsumsi Gula Pasir sebesar 1% maka dapat menyebabkan terjadinya kenaikan Prevalensi Diabetes Melitus sebesar 1,2343 kali.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian serta uraian yang telah dipaparkan mengenai faktor-faktor yang memengaruhi prevalensi diabetes melitus di Provinsi Jawa Timur tahun 2024 melalui model *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) dengan estimasi-M, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Model *Robust Spatial Autoregressive* (RSAR) yang terbentuk adalah yaitu

$$y_i = -2,2058 + 0,25 \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j - 0,0016x_{i1} - 0,0001x_{i2} - 0,0003x_{i3} + 0,0004x_{i4} + 0,2104x_{i5} + 0,0026x_{i6}, i = 1, 2, 3, \dots, n$$
2. Berdasarkan hasil Uji F yaitu uji parameter secara simultan diambil keputusan tolak H_0 dikarenakan $F_{hitung} > F_{0,05;6;31}$ memiliki arti bahwa setidaknya ada satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon dan terdapat *spatial lag* pada variabel respon, serta hasil uji parameter secara parsial berupa Uji Wald ditemukan dua variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon yaitu Rata-Rata Konsumsi Kalori (x_4) dan Rata-Rata Konsumsi Gula Pasir (x_5).

SARAN

Penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan dengan metode lain dalam memodelkan data yang memiliki efek spasial. Selain itu, penambahan atau pemilihan variabel prediktor

yang berbeda juga dapat dipertimbangkan untuk menghasilkan model yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Abrari, T., Yanuar, F., & Devianto, D. (2023). Pemodelan Gizi Buruk Balita Di Indonesia Dengan Model Robust Spasial Autoregresif. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 9(2), 97. <https://doi.org/10.24014/jsms.v9i2.23362>
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: methods and models* (Vol. 4). Springer Science & Business Media.
- Ariyanto, D., Sofro, A., Hanifah, A. N., Prihanto, J. B., Maulana, D. A., & Romadhonia, R. W. (2024). Logistic and probit regression modeling to predict the opportunities of diabetes in prospective athletes. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 18(3), 1391–1402.
- Arshad, A. R., Tipu, H. N., & Paracha, A. I. (2016). The impact of hypertension on lipid parameters in type 2 diabetes. *JPMA*, 66(10), 1262–1266.
- Berliana Nofriadi, Suci Rahmadani, Sepniza Nasywa, Tessy Octavia Mukhti, & Yenni Kurniawati. (2025). Applying Robust Spatial Autoregressive Model to Analyze the Determinants of Open Unemployment in West Java. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 3(3), 372–382. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss3/402>
- Collins, S. P., Storrow, A., Liu, D., Jenkins, C. A., Miller, K. F., Kampe, C., & Butler, J. (2021). *Examining whether a self-care program reduces healthcare use and improves health among patients with acute heart failure – the guided HF study*.
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied regression analysis* (Vol. 326). John Wiley & Sons.
- ElSayed, N. A., Aleppo, G., Aroda, V. R., Bannuru, R. R., Brown, F. M., Bruemmer, D., Collins, B. S., Gaglia, J. L., Hilliard, M. E., & Isaacs, D. (2023). 2. Classification and diagnosis of diabetes: standards of care in diabetes—2023. *Diabetes Care*, 46(Supplement_1), S19–S40.
- Federation, I. D. (2024). *Diabetes Facts & Figures*. <https://idf.org/about-diabetes/diabetes-facts-figures/>
- Fox, J. (2002). *An R and S-Plus companion to applied regression*. Sage.
- Getis, A., & Aldstadt, J. (2004). Constructing the spatial weights matrix using a local statistic. *Geographical Analysis*, 36(2), 90–104.
- Gong, Z., Kong, Q., & Tan, J. (2020). Analysis on multidimensional poverty reduction of industrial structure upgrading based on provincial panel data and spatial Durbin model. *International Journal of Sustainable Development and Planning*, 15(8), 1197–1204.
- Harreiter, J., & Roden, M. (2019). Diabetes mellitus—definition, klassifikation, diagnose, screening und prävention (update 2019). *Wiener Klinische Wochenschrift*, 131(Suppl 1), 6–15.
- Indonesia, P. K. (2024). *Profil Kesehatan*.
- Kissling, W. D., & Carl, G. (2008). Spatial autocorrelation and the selection of simultaneous autoregressive models. *Global Ecology and Biogeography*, 17(1), 59–71.
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC.
- Maharani, M. (2024). *Pemodelan Robust Spatial Autoregressive dengan Metode MM-Estimator Pada Data Kasus Tuberkulosis di Sulawesi Selatan= Robust Spatial Autoregressive Modeling with MM-Estimator Method on Tuberculosis Case Data in South Sulawesi*. Universitas Hasanuddin.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons.
- Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2010). *Applied statistics and probability for engineers*. John Wiley & sons.
- Musyarofah, H., Yasin, H., & Tarno, T. (2020a). Robust spatial autoregressive untuk pemodelan angka harapan hidup provinsi jawa timur. *Jurnal Gaussian*, 9(1), 26–40.
- Musyarofah, H., Yasin, H., & Tarno, T. (2020b). Robust Spatial Autoregressive Untuk Pemodelan Angka Harapan Hidup Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Gaussian*, 9(1), 26–40. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i1.27521>
- Organization, W. H. (2024). *Tackling NCDs: best buys and other recommended interventions for the prevention and control of noncommunicable diseases*. World Health Organization.
- Pratiwi, L. P. S., Hendayanti, N. P. N., & Suniantara, I. K. P. (2020). Perbandingan Pembobotan Seemingly Unrelated Regression “Spatial Durbin Model Untuk Faktor Kemiskinan Dan Pengangguran. *Jurnal Varian*, 3(2), 51–64.
- Syahid, Z. M. (2021). Faktor yang berhubungan dengan kepatuhan pengobatan diabetes mellitus. *Jurnal Ilmiah Kesehatan Sandi Husada*, 10(1), 147–155.
- Syam, A. J. (2022). Studi Komparasi Kejadian Diabetes Mellitus Tipe 2 di Daerah Perkotaan dan Pedesaan. *An Idea Health Journal*, 2(02), 106–110.
- Syam, U. A., Siswanto, S., & Sunusi, N. (2024). Robust spatial Durbin modelling on tuberculosis data using the MM-estimator method. *Statistics in Transition New Series*, 25(2), 23–38.
- Tho, Z. Y., Ding, D., Hui, F. K. C., Welsh, A. H., & Zou, T. (2023). On the robust estimation of

spatial autoregressive models. *Econometrics and Statistics*.

- Wardhani, A. P., & Yanti, T. S. (2021). Pemodelan Spatial Autoregressive Quantile Regression (SARQR) pada Data Gizi Buruk Balita di Kota Bandung. *Proding Statistika*, 606–612.
- Wuryandari, T., Hoyyi, A., Kusumawardani, D. S., & Rahmawati, D. (2014). Identifikasi autokorelasi spasial pada jumlahpengangguran di jawa tengah menggunakan indeks moran. *Media Statistika*, 7(1), 1–10.
- Yasin, H., Warsito, B., & Hakim, A. R. (2020). Regresi spasial (aplikasi dengan r). *Ponorogo: WADE Group*.
- Zhao, Y., Li, H., Wu, X., Li, G., Golden, A. R., & Cai, L. (2023). Rural-urban differentials of prevalence and lifestyle determinants of pre-diabetes and diabetes among the elderly in southwest China. *BMC Public Health*, 23(1), 603.