E-Jurnal Matematika Vol. 15(4), November 2026, pp. 247-253 ISSN: 2303-1751
DOI: https://doi.org/10.24843/MTK.2026.v15.i04.p528

PEMODELAN KASUS DBD DI PROVINSI BALI DENGAN MODEL REGRESI GENERALIZED POISSON SPASIAL

Eka Valencia Br Barus[1§], Ni Luh Putu Suciptawati[2], I Komang Gde Sukarsa[3]

[1]Prodi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: barus.2208541015@student.unud.ac.id]
[2]Prodi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: suciptawati@unud.ac.id]
[3]Prodi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: gedesukarsa@unud.ac.id]
[§]*Corresponding Author*

ABSTRACT

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit menular yang masih menjadi masalah kesehatan masyarakat di Provinsi Bali. Tingginya jumlah kasus DBD serta adanya keterkaitan antarwilayah menyebabkan analisis spasial diperlukan untuk memahami pola penyebaran penyakit. Selain itu, data jumlah kasus DBD merupakan data cacahan yang sering mengalami pelanggaran asumsi equidispersi pada regresi Poisson. Penelitian ini bertujuan memodelkan jumlah kasus DBD antar kecamatan di Provinsi Bali tahun 2024 menggunakan Generalized Poisson Spasial Autoregressive (GPSAR) serta mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD. Data yang digunakan merupakan data sekunder tingkat kecamatan tahun 2024 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi Bali. Variabel independen yang digunakan meliputi kepadatan penduduk, persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak, persentase rumah tangga dengan akses air bersih, persentase pengelolaan air limbah domestik, dan curah hujan. Hubungan spasial dibentuk menggunakan matriks pembobot Inverse Distance Weighting (IDW). Analisis dilakukan melalui pengujian multikolinearitas, pemeriksaan dispersi, pengujian autokorelasi spasial, serta pemodelan GPSAR menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GPSAR mampu mengakomodasi dispersi dan ketergantungan spasial serta mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD di Provinsi Bali

Keywords: *Demam Berdarah Dengue, Regresi Generalized Poisson Spasial, Overdispersi, Autokorelasi Spasial, Inverse Distance Weighting.*

1. PENDAHULUAN

Analisis regresi merupakan metode statistika yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Apabila variabel respon berupa data cacahan (count data), maka salah satu model yang umum digunakan adalah regresi Poisson. Model ini mengasumsikan bahwa nilai rataan sama dengan variansi (equidispersion) (McCullagh dan Nelder, 1989). Namun, dalam praktiknya asumsi tersebut sering tidak terpenuhi karena variansi dapat lebih besar (overdispersi) atau lebih kecil (underdispersi) daripada nilai rataan. Kondisi tersebut menyebabkan estimasi parameter yang dihasilkan oleh regresi Poisson menjadi kurang efisien.

Salah satu model yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan dispersi adalah Generalized Poisson Regression (GPR). Model ini merupakan pengembangan dari regresi Poisson dengan menambahkan parameter dispersi sehingga mampu mengakomodasi kondisi overdispersi maupun underdispersi (Arniva & Purhadi, 2016). Selain permasalahan dispersi, data yang berbasis wilayah sering menunjukkan adanya ketergantungan spasial, yaitu kondisi ketika suatu wilayah dipengaruhi oleh wilayah di sekitarnya. Ketergantungan spasial menyebabkan asumsi independensi pengamatan tidak terpenuhi sehingga diperlukan pendekatan regresi spasial yang mampu mengakomodasi hubungan antarwilayah (Anselin & Bera, 1998).

Salah satu penyakit yang sering dianalisis menggunakan pendekatan spasial adalah

Demam Berdarah Dengue (DBD). Indonesia merupakan salah satu negara dengan jumlah kasus DBD yang tinggi di kawasan Asia Tenggara. Provinsi Bali termasuk wilayah dengan kasus DBD yang relatif tinggi, di mana pada tahun 2024 tercatat sebanyak 15.570 kasus dengan 25 kematian (Dinas Kesehatan Provinsi Bali, 2024). Penyebaran DBD dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan dan kependudukan, seperti kepadatan penduduk, sanitasi rumah tangga, ketersediaan air bersih, pengelolaan sampah, dan pengelolaan air limbah domestik (Sogen et al., 2023). Selain itu, karakteristik vektor nyamuk yang dapat berpindah antarwilayah menyebabkan kejadian DBD berpotensi menunjukkan keterkaitan spasial.

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan regresi Generalized Poisson untuk memodelkan data cacahan yang mengalami permasalahan dispersi. Syaifudin (2012) menunjukkan bahwa model Generalized Poisson lebih sesuai dibandingkan regresi Poisson dalam memodelkan jumlah penderita DBD di Kabupaten Mojokerto yang mengalami overdispersi. Putri (2023) juga menunjukkan bahwa *Generalized Poisson Regression* memberikan estimasi parameter yang lebih baik ketika asumsi equidispersi tidak terpenuhi. Perkembangan lebih lanjut dilakukan oleh Sihombing et al. (2025) melalui pengembangan model Generalized Poisson Spatial Autoregressive (GPSAR) yang mampu mengakomodasi dispersi dan ketergantungan spasial secara simultan.

Meskipun demikian, penerapan model GPSAR untuk memodelkan jumlah kasus DBD pada tingkat kecamatan di Provinsi Bali masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model Generalized Poisson Spatial Autoregressive (GPSAR) pada kasus DBD antar kecamatan di Provinsi Bali tahun 2024 serta mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD berdasarkan model yang diperoleh.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang mencakup seluruh kecamatan di Provinsi Bali tahun 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Bali dan Dinas Kesehatan Provinsi Bali. Unit penelitian terdiri atas 57 kecamatan di Provinsi Bali.

Variabel dependen (Y) pada penelitian ini adalah jumlah kasus DBD. Variabel independen yang diduga memengaruhi jumlah kasus DBD meliputi kepadatan penduduk (X_1), persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak (X_2), air bersih (X_3), persentase pengelolaan air limbah domestik (X_4), dan curah hujan (X_5). Seluruh proses pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak R versi 4.5.1.

1. Analisis Deskriptif

Analisis deksriptif dilakukan terhadap jumlah kasus DBD menggunakan peta tematik untuk memberikan gambaran awal mengenai persebaran kasus DBD pada setiap kecamatan di Provinsi Bali.

2. Regresi Poisson

Model regresi Poisson dibentuk sebagai model awal untuk data cacah dengan fungsi penghubung log

$$\ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$$

atau

$$\mu_i = exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)$$

3. Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas diuji menggunakan Variance Inflation Factor (VIF) yang dijelaskan oleh Montgomery *et al* (2012).

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

Kriteria pengambilan keputusan mendeteksi terjadinya multikolinearitas adalah ketika $VIF > 5$ (Daoud, 2017).

4. Uji Equidispersi

Asumsi equidispersi diuji menggunakan parameter dispersi.

$$\phi = \frac{\chi^2}{n - k - 1} \qquad (2)$$

$\phi =$ Parameter disperse, $\chi^2 =$ *Chi-kuadrat,* $n =$ jumlah amatan, dan $k =$ jumlah variabel prediktor

Dengan

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_i - \mu_i)^2}{Var(\mu_i)}$$

Nilai parameter dispersi (ϕ) digunakan untuk mengidentifikasi kondisi equidispersi. Model regresi Poisson memenuhi asumsi equidispersi apabila $\phi = 1$, sedangkan $\phi > 1$ menunjukkan overdispersi, sedangkan $\phi < 1$ menunjukkan underdispersi. Apabila tidak memenuhi asumsi equidispersi, maka analisis dilanjutkan menggunakan model Generalized Poisson Regression (GPR).

5. *Generalized Poisson Regression* (GPR)

Model *Generalized Poisson Regression* (GPR)

merupakan pengembangan model regresi Poisson yang digunakan untuk memodelkan data cacah yang mengalami overdispersi maupun underdispersi. Model ini melibatkan parameter dispersi ϕ, dengan fungsi peluang sebagai berikut (Arniva & Purhadi, 2016):

$$f(y_i;\mu_i;\phi) = \left(\frac{\mu_i}{1+\phi\mu_i}\right)^{y_i}\frac{(1+\phi y_i)^{y_i-1}}{y_i!}exp\left(\frac{-\mu_i(1+\phi y_i)}{1+\phi\mu_i}\right), y_i = 0,1,2,\ldots \quad (3)$$

Dengan $\mu_i = exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})$. Mean dan varians dari distribusi poisson adalah $E(Y_i) = \mu_i$ dan Var $(Y_i) = \mu_i(1+\phi\mu_i)^2$ yang memuat parameter dispersi (ϕ).

Parameter dalam model diestimasi menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE), dengan fungsi likelihood model GPR dinyatakan sebagai berikut:

$$L(\phi,\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n}\left\{\left(\frac{\mu_i}{1+\phi\mu_i}\right)^{y_i}\frac{(1+\phi y_i)^{y_i-1}}{y_i!}exp\left(-\frac{\mu_i(1+\phi y_i)}{1+\phi\mu_i}\right)\right\} \quad (4)$$

Pengujian parameter pada model GPR dilakukan untuk mengetahui signifikansi pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian dilakukan secara simultan menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dan secara parsial menggunakan uji Wald (McCullagh & Nelder, 1989).

Hipotesis uji simultan pada model Regresi Generalized Poisson sebagai berikut:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = O$

H_1: paling sedikit terdapat satu $\beta_j \neq 0; j = 1,2,3,\ldots,k$

Statistik uji yang digunakan ditunjukkan pada persamaan:

$$D(\hat{\beta}) = -2ln\left(\frac{L(\widehat{\theta_0})}{L(\hat{\theta})}\right) = 2\left(\ln L(\hat{\theta}) - \ln L(\widehat{\theta_0})\right) \quad (5)$$

Dengan $D(\hat{\beta})$merupakan nilai devians dari model GPR, $L(\widehat{\theta_0})$ merupakan fungsi likelihood tanpa variabel prediktor (*Intercept only model*), dan $L(\hat{\theta})$ merupakan fungsi likelihood yang melibatkan seluruh variabel prediktor (Model lengkap).

Kriteria pengujuan adalah tolak H_0 jika nilai $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(\alpha;k)}$, dengan α merupakan signifikan dan k merupakan jumlah variabel prediktor (Arniva & Purhadi, 2016).

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model regresi Poisson secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \beta_j = 0$

$H_1: \beta_j \neq 0, j = 1,2,\ldots,k$

Statistik yang digunakan adalah statistik uji Wald ditunjukkan oleh persamaan (6):

$$W = \left(\frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}\right)^2 \quad (6)$$

H_0 ditolak jika nilai $W > \chi^2_{(\alpha,1)}$, dengan α merupakan tingkat signifikan dengan derajat bebas 1.

6. Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial *(Spatial weight matrix*) yang dinotasikan dengan W digunakan untuk merepresentasikan stuktur ketergantungan spasial antarwilayah dalam model regresi spasial (Anselin, 1988). Matriks pembobot berperan dalam menggambarkan hubungan spasial antar lokasi pengamatan sehingga pengaruh suatu wilayah terhadap wilayah lain dapat diperhitungkan dalam model (Anselin & Bera, 1998). Pada penelitian ini, matriks pembobot dibentuk menggunakan metode *Inverse Distance Weighting* (IDW) yang mengasumsikan bahwa semakin dekat jarak antarwilayah maka semakin besar pengaruh spasial yang diberikan. Jarak antarwilayah dihitung menggunakan jarak Euclidean Sebagian berikut (Oktavia et al., 2016) :

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_j - v_i)^2} \quad (7)$$

dengan u untuk koordinat hasil transformasi bujur (*longitude*) dan v untuk koordinat hasil transformasi lintang (*latitude*). Selanjutnya, bobot spasial dihitung menggunakan metode IDW yang dinyatakan sebagai:

$$w_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^{n}\frac{1}{d_{ij}}}, j \neq i \quad (8)$$

dengan d_{ij} adalah jarak lokasi ke-i dengan lokasi ke$-j$ (Arini *et al*., 2023).

7. Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial digunakan untuk mengetahui adanya hubungan atau ketergantungan spasial antarwilayah pengamatan. Pada penelitian ini, autokorelasi spasial diuji menggunakan Indeks Moran (Moran's I), yang dirumuskan sebagai berikut (Anselin, 1995):

$$I = \frac{n\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_0\left(n\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2\right)} \quad (9)$$

dengan:

$$S_0 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} W_{ij}$$

di mana $n$merupakan banyaknya wilayah pengamatan, w_{ij}adalah bobot spasial antara wilayah ke-i dan ke-j, y_i adalah nilai pengamatan pada wilayah ke-i, dan $\bar{y}$ adalah rata-rata nilai pengamatan. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: I = 0$ (tidak terdapat autokorelasi spasial)

$H_1: I \neq 0$ (terdapat autokorelasi spasial)

Kriteria keputusan yang digunakan pada model ini adalah menolak H_0 jika nilai $| Z(I) | > Z_{\alpha/2}$, dengan $\alpha/2$ pada tingkat kepercayaan 95% diperoleh nilai kritis $Z_{0,025} = 1{,}96$

8. *Generalized Poisson Spatitial Autoregressive* GPSAR)

Model *Generalized Poisson Spatial Autoregressive* (GPSAR) merupakan pengembangan dari *Generalized Poisson Regression* (GPR) dengan memasukkan komponen ketergantungan spasial melalui pendekatan *Spatial Autoregressive* (SAR). Model ini digunakan untuk memodelkan data cacah yang mengalami overdispersi atau underdispersi serta memiliki ketergantungan spasial antarwilayah. Model GPSAR mengasumsikan bahwa nilai harapan pada suatu lokasi dipengaruhi oleh variabel prediktor pada lokasi tersebut dan oleh nilai harapan pada lokasi-lokasi tetangganya (Lambert et al., 2010 dalam Sihombing et al., 2025). Model GPSAR dinyatakan sebagai berikut:

$$(Y = y_i \mid x_i) = \left[\frac{\mu_i^{GPSAR}}{1+\phi\mu_i^{GPSAR}}\right]^{y_i} \frac{(1+\phi y_i)^{y_i-1}}{y_i!} exp\left(-\frac{\mu_i^{GPSAR}(1+\phi y_i)}{1+\phi\mu_i^{GPSAR}}\right) \quad (10)$$

$$y_i = 0{,}1{,}2,$$

dengan:

$$\boldsymbol{\mu}_i^{GPSAR} = exp(\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta})_i$$

keterangan $\boldsymbol{A} = (\boldsymbol{I} - \rho\boldsymbol{W})$ dan $\boldsymbol{A}^{-1}$ adalah matriks invers dari matriks $\boldsymbol{A}$.

Parameter model GPSAR, yaitu β, ρ, dan ϕ, diestimasi dengan metode Maximum likelihood (MLE) sebagai berikut:

$$L(\beta,\rho,\phi) = \prod_{i=1}^{n} P(Y = y_i \mid x_i) = \prod_{i=1}^{n}\left[\frac{\mu_i^{GPSAR}}{1+\phi\mu_i^{GPSAR}}\right]^{y_i} \frac{(1+\phi y_i)^{y_i-1}}{y_i!} exp\left(-\frac{\mu_i^{GPSAR}(1+\phi y_i)}{1+\phi\mu_i^{GPSAR}}\right) \quad (11)$$

Selanjutnya, signifikansi model secara simultan diuji menggunakan MLRT dengan hipotesis:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$

H_1: paling sedikit satu $\beta_k \neq 0, k = 1{,}2, \ldots, k$

Menggunakan Statistik Uji sebagai berikut:

$$G^2_{GPSAR} = -2\ln\left(\frac{L(\widehat{\theta_0})}{L(\hat{\theta})}\right) = 2[\ln L(\hat{\theta}) - \ln L(\widehat{\theta_0})] \quad (11)$$

Nilai G^2_{GPSAR} akan mengikuti distribusi Chi-kuadrat dengan derajat bebas k. Kriteria uji yang digunakan adalah tolak H_0 jika $G^2_{GPSAR} > \chi^2_{(\alpha,k)}$.

Selanjutnya, pengujian parameter secara parsial dilakukan menggunakan statistik uji Wald, degan

statistik uji untuk parameter sebagai berikut:

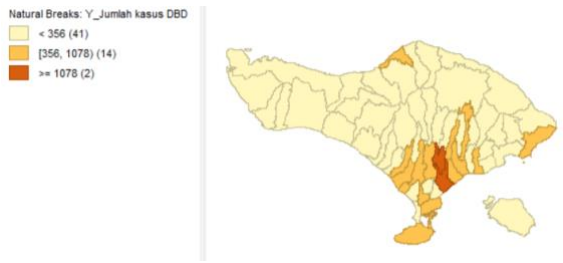
$$W_\theta = \left(\frac{\hat{\theta}}{se(\hat{\theta})}\right)^2 \sim \chi^2_{(\alpha,1)} \quad (12)$$

Dengan $\theta = \beta, \rho,$ dan ϕ. Keputusan pengujian diambil berdasarkan nilai *p-value*. Parameter dikatakan signifikan apabila *p-value* lebih kecil dari taraf signifikansi α.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran awal mengenai persebaran jumlah kasus DBD pada 57 kecamatan di Provinsi Bali tahun 2024. Visualisasi dilakukan menggunakan peta tematik sehingga pola persebaran kasus DBD antar kecamatan dapat diamati secara spasial. Hasil pemetaan jumlah kasus DBD disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Peta Sebaran Kasus DBD Perkecamatan di Bali

Berdasarkan Gambar 1, persebaran jumlah kasus DBD di Provinsi Bali menunjukkan variasi antar kecamatan. Berdasarkan klasifikasi Natural Breaks, sebanyak 41 kecamatan termasuk kategori rendah, 14 kecamatan kategori sedang, dan 2 kecamatan kategori tinggi. Selain itu, terlihat kecenderungan bahwa kecamatan yang berdekatan memiliki jumlah kasus DBD yang relatif serupa, sehingga mengindikasikan adanya pola pengelompokan (clustering) secara spasial. Oleh karena itu, dilakukan uji autokorelasi spasial menggunakan Indeks Moran untuk menguji signifikansi hubungan spasial tersebut.

3.2 Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui adanya hubungan linear yang kuat antar variabel prediktor sebelum dilakukan pemodelan regresi. Hasil perhitungan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk masing-masing variabel prediktor disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil Uji Multikolinearitas

Variabel Prediktor (X)	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Nilai VIF	1,17	1,07	1,06	1,17	1,09

Berdasarkan Tabel 1, seluruh variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 5. Hasil tersebut menunjukkan bahwa tidak terdapat masalah multikolinearitas antar variabel prediktor, sehingga seluruh variabel dapat digunakan pada analisis regresi selanjutnya.

3.3 Model Regresi Poisson

Model regresi Poisson digunakan sebagai model awal untuk memodelkan jumlah kasus DBD karena variabel respon berupa data cacah (*count* data). Berdasarkan hasil estimasi parameter, diperoleh model regresi Poisson sebagai berikut:

$$\mu_i = exp(6{,}603 + 0{,}0001481X_1 + 0{,}007558X_2 + 0{,}004296X_3 - 0{,}0001165X_4 - 0{,}0009964X_5)$$

Selanjutnya, dilakukan uji equidispersi untuk mengetahui apakah asumsi kesamaan antara nilai rataan dan varians pada model regresi Poisson telah terpenuhi. Pengujian dilakukan menggunakan rasio Pearson *Chi-Square* terhadap derajat bebas. Hasil pengujian menunjukkan nilai Pearson *Chi-Square* sebesar 11.412,72 dengan derajat bebas sebesar 51, sehingga diperoleh nilai parameter dispersi sebesar 223,7788.

Nilai parameter dispersi yang jauh lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa data mengalami overdispersi, sehingga asumsi equidispersi pada model regresi Poisson tidak terpenuhi. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa model regresi Poisson kurang sesuai digunakan karena dapat menghasilkan estimasi standar error yang kurang akurat. Oleh karena itu, analisis selanjutnya dilakukan menggunakan model GPR.

3.4 Model Generalized Poisson Regression

Berdasarkan uji asumsi equidispersi, diketahui bahwa data mengalami overdispersi, sehingga pemodelan dilanjutkan menggunakan GPR. Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Berdasarkan hasil estimasi, diperoleh model GPR sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(4{,}473 + 0{,}000194X_1 + 0{,}007870X_2 + 0{,}00870X_3 - 0{,}002252X_4 + 0{,}0001304X_5)$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara simultan menggunakan MLRT. Hasil dari pengujian secara serentak diperoleh nilai devians sebesar 16,46732, sedangkan nilai kritis pada taraf signifikansi 5% dengan derajat bebas lima, atau dapat ditulis $\chi^2_{(0{,}05;5)} = 11{,}0705$. Karena nilai devians dari model GPR $> \chi^2_{(0{,}05;5)}$, maka keputusan yang diambil adalah tolak H_0. Hasil ini menunjukkan bahwa terdapat paling sedikit satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Pengujian parameter secara parsial dilakukan menggunakan uji Wald. Hasil uji Wald disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Wald Model Generalized Poisson Regression

Parameter	**Estimate**	**Std Error**	W	$\chi^2_{(\alpha=0{,}05;df=1)}$	**Keputusan**	**Kesimpulan**
β_0	4,4730	$8{,}888 \times 10^{-1}$	25,323	3,841	Tolak H_0	Signifikan
β_1	0,0001	$4{,}059 \times 10^{-5}$	22,850	3,841	Tolak H_0	Signifikan
β_2	0,0078	$4{,}924 \times 10^{-3}$	2,554	3,841	Terima H_0	Tidak Signifikan
β_3	0,0087	$5{,}569 \times 10^{-3}$	2,462	3,841	Terima H_0	Tidak Signifikan
β_4	−0,0022	$2{,}626 \times 10^{-3}$	0,735	3,841	Terima H_0	Tidak Signifikan
β_5	0,0001	$4{,}315 \times 10^{-4}$	0,091	3,841	Terima H_0	Tidak Signifikan

Berdasarkan tabel hasil uji *Wald*, variabel kepadatan penduduk memiliki nilai W sebesar 22,850 yang lebih besar dari nilai $\chi^2_{(\alpha=0{,}05;df=1)}$ sebesar 3,841, sehingga H_0 ditolak dan variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD. Sementara itu, variabel lainnya

memiliki nilai W lebih kecil dari χ^2 tabel, sehingga H_0 gagal ditolak dan tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD.

3.5 Uji Autokorelasi Spasial

Uji autokorelasi spasial dilakukan menggunakan Indeks Moran untuk mengetahui adanya ketergantungan spasial pada residual model *Generalized Poisson Regression* (GPR). Berdasarkan hasil pengujian diperoleh nilai Indeks Moran sebesar 0,0203, nilai harapan $E(I) = -0{,}0178571429$, statistik uji $Z(I) = 2{,}0033$, dan $p - value = 0{,}02257$.

Berdasarkan hasil pengujian, nilai statistic uji $Z(I) = 2{,}0033$, sehingga $Z(I) > 1{,}645$. Selain itu, nilai *p-value* sebesar $0{,}02257$ lebih kecil dari $0{,}05$. Dengan demikian, keputusan yang diambil adalah menolak H_0. Hasil tersebut mengindikasikan adanya autokorelasi spasial positif yang signifikan pada residual model GPR.

Selain itu, nilai Indeks Moran yang lebih besar daripada nilai harapannya menunjukkanadanya kecenderungan pengelompokan (*clustering*) residual antarwilayah. Dengan demikian, model GPR belum sepenuhnya mampu mengakomodasi ketergantungan spasial, sehingga analisis dilanjutkan menggunakan model *Generalized Poisson Spatial Autoregressive* (GPSAR).

3.6 Model Generalized Poisson Spatial Auregressive

Berdasarkan hasil uji autokorelasi spasial, diketahui bahwa residual model GPR masih memiliki autokorelasi spasial yang signifikan. Oleh karena itu, analisis dilanjutkan menggunakan model GPSAR yang mampu mengakomodasi overdispersi sekaligus ketergantungan spasial antarwilayah.

Sebelum dilakukan estimasi model GPSAR, dilakukan uji *Robust Lagrange Multiplier Lag* untuk mengetahui signifikansi pengaruh spasial. Hasil pengujian menunjukkan nilai statistik $LM_{Lag} = 11{,}202$ dengan *p-value* sebesar 0,0008172, sehingga H_0 ditolak. Hasil ini menunjukkan adanya pengaruh spasial yang signifikan, sehingga model GPSAR layak digunakan.

Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode MLE dengan algoritma *Berndt-Hall-Hall-Hausman* (BHHH). Berdasarkan hasil estimasi diperoleh model GPSAR sebagai berikut:

$$\hat{\mu}_i^{GPSAR} = exp[(I - 0{,}649W)^{-1}(-2{,}0439 + 0{,}00146X_1 - 0{,}0049X_2 + 0{,}0355X_3 - 0{,}000453X_4 + 0{,}00114X_5)]$$

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter model secara simultan menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Hasil pengujian menunjukkan nilai statistik $G^2 = 9442{,}973$, yang lebih besar daripada nilai kritis $\chi^2_{(0{,}05;5)} = 11{,}0705$. Dengan demikian, H_0 ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa secara simultan terdapat paling sedikit satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD.

Pengujian parameter secara parsial dilakukan menggunakan uji Wald. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Uji Wald Model Generalized Poisson Spatial Autoregressive (GPSAR)

Parameter	Nilai Taksiran	Standar Error	Wald	$p - value$	Keputusan
β_0	−2,043962	2,191733	0,869	3,5103	Tidak signifikan
β_1	0,001469	0,000251	34,090	$5{,}26 \times 10^{-9}$	Signifikan
β_2	−0,004906	0,006111	0,644	0,42	Tidak Signifikan
β_3	0,035511	0,016009	4,919	0,03	Signifikan
β_4	−0,000453	0,003792	0,014	0,90	Tidak Signifikan
β_5	0,001140	0,000448	6,476	0,01	Signifikan
ρ	0,649702	0,331673	3,837	0,05	Signifikan
ϕ	0,039597	0,006255	40,071	$2{,}45 \times 10^{-10}$	Signifikan

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh bahwa variabel X_1 (kepadatan penduduk), X_3 (persentase rumah tangga dengan akses air bersih), dan X_5 (curah hujan) memiliki p-value kurang dari 0,05 sehingga berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD di Provinsi Bali. Sementara itu, variabel X_2 dan X_4 memiliki *p-value* lebih besar dari 0,05 sehingga tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD.

Selain itu, parameter spasial (ρ) signifikan pada taraf signifikansi 5%, yang menunjukkan adanya pengaruh spasial antar kecamatan dalam jumlah kasus DBD. Parameter dispersi (ϕ) juga signifikan, yang mengindikasikan bahwa model *Generalized Poisson* lebih sesuai digunakan dibandingkan model Poisson biasa karena mampu mengakomodasi karakteristik dispersi pada data jumlah kasus DBD.

3.7 Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC), dengan model yang memiliki nilai AIC terkecil dipilih sebagai model terbaik. Berdasarkan hasil analisis, model GPSAR menghasilkan nilai AIC sebesar 720,1280.

Nilai AIC tersebut menunjukkan bahwa model GPSAR memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menjelaskan variasi jumlah kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Provinsi Bali. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan komponen spasial pada model mampu meningkatkan kesesuaian model terhadap data. Oleh karena itu, model GPSAR dipilih sebagai model terbaik untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kasus DBD di Provinsi Bali.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, model *Generalized Poisson Spatial Autoregressive* (GPSAR) merupakan model yang sesuai untuk memodelkan jumlah kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Provinsi Bali tahun 2024 karena mampu mengakomodasi overdispersi dan ketergantungan spasial antarwilayah. Hasil analisis menunjukkan bahwa variabel kepadatan penduduk, persentase rumah tangga dengan akses air bersih, dan curah hujan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus DBD. Selain itu, parameter spasial yang signifikan mengindikasikan adanya pengaruh wilayah bertetangga terhadap jumlah kasus DBD, sehingga model GPSAR dipilih sebagai model terbaik berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC). Penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan model GPSAR dengan model regresi spasial untuk data cacah lainnya serta menggunakan berbagai jenis matriks pembobot spasial guna mengevaluasi pengaruh pemilihan matriks pembobot terhadap hasil estimasi parameter dan kinerja model.

DAFTAR PUSTAKA

Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: methods and models*. Kluwer Academic Publishers.

Anselin, L., & Bera, A. K. (1998). *Spatial Dependence in Linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics* (A. Ullah & D. E. A. Giles (eds.)). Marcel Dekker.

Arini, N. F., Huda, N. M., & Andani, W. (2023). Perbandingan Matriks Bobot Invers Jarak dan Bobot Seragam pada Model Gstar (1;1) untuk Data Indeks Harga Konsumen (Studi Kasus: Indeks Harga Konsumen di Kalimantan Barat). *Tensor: Pure and Applied Mathematics Journal*, *4*(1), 27–36. https://doi.org/10.30598/tensorvol4iss1pp27-36

Arniva, N. S., & Purhadi. (2016). Pemodelan Dan Pemetaan Kasus Demam Berdarah Dengue Di Provinsi Jawa Timur Tahun 2014 Dengan Generalized Poisson Regression, Regresi Binomial Negatif Dan Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, *5*(2), 132573. https://www.neliti.com/id/publications/132573/

Daoud, J.I (2017). Multicollinearity and Regression Analysis. *Jurnal Of Physics: Conference Series*, *949*(1), 1–6.

McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). *Generalized linear models* (Second edi). Chapman and Hall.

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis*.

Oktavia, E., Widyawan, & Mustika, I. W. (2016). Inverse Distance Weighting and Kriging Spatial Interpolation for Data Center Thermal Monitoring. *Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 69–74.

Putri, F. R. D. (2023). *Pemodelan Generalized Poisson Regression Kejadian Stunting Pada Balita di Kabupaten Bondowoso*.

Sihombing, J. C. G., Sutiko, & Choiruddin, A. (2025). Generalized Poisson SAR for Under-Five Pneumonia in Tuban Regency. *Matematika Murni Dan Aplikasi*, *10*(2), 1219–1232.

Sogen, D. L., Arum, P. R., & Wasono, R. (2023). Pemodelan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) Dengan Pembobot Fixed Bisquare Kernel Dan Adaptive Bisquare Kernel Pada Kasus DBD Di Riau. *Seminar Nasional UNIMUS*, *6*(18 Oktober 2023), 371–387. https://prosiding.unimus.ac.id/index.php/semnas/article/viewFile/1480/1484

Syaifudin, R. (2012). *Pendekatan Regresi Generalized Poisson Untuk Data Over Dispersi Pada Regreasi Poisson*. Universitas Brawijaya Dr.