

Penerapan Model Bayesian SAR (*Spatial Autoregressive Regression*) Probit pada Kejadian Malaria di Papua

Goiri Magda Sugesti*, Nusar Hajarisman

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*goirimagdas@gmail.com, nusarhajarisman@yahoo.com

Abstract. The Probit SAR model is a spatial analysis model with the response variable being binary and the explanatory variable being either qualitative or quantitative. One way to estimate the Probit SAR model is to use the Bayes method. In the Bayes method, Markov Chain Monte Carlo (MCMC) approach is used to determine the posterior distribution. Therefore, the purpose of this research to apply the Probit SAR model with a Bayesian estimator to see the factors influence the incidence of malaria in Papua island. Malaria has also become one of the priorities in national development, because it has an impact on human morbidity and mortality. The result of this research showed the best model of the SAR Probit MCMC was formed with the k-NN weighting matrix ($k=2$) with an accuracy value of 76,19%, specificity of 75%, and sensitivity of 77,27%. Then, there are two variables that affect the endemic incidence of malaria in Papua, namely the percentage of clean water usage 20-49,9L (X1) and the percentage of using mosquito repellent spray/burning/electric (X5).

Keywords: Malaria, Spatial, SAR Probit, Bayes, MCMC.

Abstrak. Model SAR (*Spatial Autoregressive Regression*) Probit merupakan model analisis spasial dengan peubah responnya bersifat biner dan peubah penjelasnya bisa berbentuk kualitatif maupun kuantitatif. Salah satu untuk menaksir model SAR (*Spatial Autoregressive Regression*) Probit ialah dengan menggunakan metode bayes. Pada metode bayes digunakan pendekatan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) untuk menentukan sebaran posteriornya. Dengan begitu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model SAR Probit dengan penaksir bayes untuk melihat faktor-faktor yang mempengaruhi kejadian malaria di Pulau Papua. Malaria ini pun menjadi salah satu prioritas dalam pembangunan nasional, karena berdampak pada morbiditas dan mortalitas manusia. Hasil dari penelitian ini diperoleh bahwa model terbaik dari SAR Probit MCMC dibentuk dengan matriks pembobot k-NN ($k=2$) yaitu dengan nilai akurasi sebesar 76,19%, spesifitas sebesar 75%, dan sensitivitas sebesar 77,27%. Lalu, terdapat dua variabel yang berpengaruh terhadap endemis kejadian malaria di Papua yaitu persentase pemakaian air bersih 20-49,9 L (X1) dan persentase penggunaan obat nyamuk semprot/bakar/elektrik (X5).

Kata Kunci: Malaria, Spasial, SAR Probit, Bayes, MCMC.

1. Pendahuluan

Data spasial ialah data yang memuat informasi mengenai letak geografi dan atributnya seperti titik koordinat. Sehingga memungkinkan data spasial dapat dipetakan dengan beberapa kategori. Salah satu karakteristik data spasial ialah struktur wilayah atau lingkungan sekitarnya dapat dijadikan sebagai unit pengamatan. Karakteristik inilah yang membedakan analisis data spasial dengan data non spasial (Wu dan Chvosta, 2016). Secara umum, analisis spasial ialah pemodelan interaksi spasial pada suatu area tertentu yang bergantung pada nilai pembobot dan beberapa efek lainnya (Bivand et al., 2014).

Dalam pemodelan data spasial perlu diperhatikan efek spasialnya, yaitu seperti efek homogenitas spasial dan dependensi spasial. Dependensi spasial atau ketergantungan spasial berkaitan dengan ruang relatif (lokasi), yaitu wilayah yang berdekatan (tetangga) diharapkan lebih mirip daripada wilayah yang letaknya jauh (Djuraidah, 2020). Sebagaimana dengan hukum Tobler I berbunyi “*Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*”, yang artinya segala sesuatu berhubungan dengan sesuatu yang lainnya, tetapi sesuatu yang dekat lebih erat hubungannya dibandingkan yang jaraknya jauh. Sehingga kekuatan hubungan antar suatu pengamatan bergantung pada kedekatan suatu wilayah (Wu dan Chvosta, 2016). Dalam analisis spasial, jika mengabaikan efek dependensi spasial dalam data dapat menyebabkan estimasi yang kurang efisien, bias, dan konsisten. Seperti dalam regresi spasial tidak dapat mengestimasi parameter dengan menggunakan metode kuadrat terkecil karena akan dihasilkan penduga yang bias dan tidak konsisten (Novkaniza et al., 2019). Selain itu, salah satu komponen penting dalam analisis spasial ialah matriks pembobot spasial, yaitu matriks yang menjelaskan mengenai dependensi antar wilayah amatan. Matriks pembobot spasial dapat ditentukan dengan dua cara, yaitu berdasarkan jarak antar wilayah dan ketetanggaan (*contiguity*). Matriks yang digunakan dalam penelitian ini ialah matriks berdasarkan jarak antar wilayahnya, yaitu matriks *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Inverse Distance*, dan *Exponential Distance*.

Salah satu pemodelan dependensi spasial adalah model SAR (*Spatial Autoregressive*). SAR (*Spatial Autoregressive*) adalah model spasial dengan peubah responnya berskala kontinu yang modelnya bergantung pada matriks pembobot, ditambah adanya fungsi linier pada peubah penjelas dan galatnya (J. LeSage & Pace, 2009). Kemudian, LeSage et. al. (2011) menyediakan model SAR (*Spatial Autoregressive*) yang peubah reponnya bersifat biner (bernilai 0 atau 1) atau dikenal dengan nama SAR (*Spatial Autoregressive*) Probit. Model ini merupakan pengembangan dari model regresi probit. Salah satu metode untuk mengestimasi parameter SAR (*Spatial Autoregressive*) probit adalah metode bayes.

Metode bayes adalah teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang penerapannya berdasarkan teorema bayes dengan adanya asumsi independensi (Sholihah et al., 2016). Teorema bayes ialah memprediksi probabilitas dimasa yang akan tiba menurut informasi terdahulu. Dalam menentukan inferensi bayes, banyak peneliti menggunakan pendekatan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC), khususnya jika distribusi posterior dari parameter yang diamati mempunyai bentuk yang tidak standar atau rumit. Dalam inferensi Bayesian, parameter diibaratkan sebagai peubah acak yang mengikuti distribusi tertentu. Distribusi ini disebut dengan distribusi prior (Mukid dan Sugito, 2011).

Pemodelan spasial banyak digunakan di berbagai bidang seperti bidang kesehatan. Salah satunya pada endemis malaria. Malaria adalah penyakit menular yang disebabkan oleh *plasmodium*, yaitu golongan dari kelompok *protozoa* parasit yang memiliki sel tunggal pada tubuhnya.

Dilansir dari CNN Indonesia (2020), Malaria ditemukan di lebih 100 negara terutama pada negara-negara tropis dan beriklim sedang. Insiden ini menjadi beban yang cukup besar bagi sejumlah negara, salah satunya di Indonesia. Direktur Pencegahan dan Pengendalian Penyakit Tular Vektor dan Zoonotik Kementerian Kesehatan, Siti Nadia Tarmizi, mengatakan bahwa pada tahun 2017 jumlah insiden malaria di Indonesia sebanyak 261.000 kasus pertahun, kemudian pada tahun 2018 sebanyak 220.000 kasus.

Provinsi Papua dan Papua Barat merupakan salah satu penyumbang terbesar dan menduduki urutan teratas atas insiden malaria di Indonesia, yaitu dengan nilai prevalensi sebesar 12,07% untuk Provinsi Papua dan 8,04% untuk Provinsi Papua Barat. Selain itu, kedua provinsi tersebut memiliki angka *API* yang tinggi dengan nilai 52,99 per 1000 penduduk untuk Provinsi Papua dan 8,49 per 1000 penduduk untuk Provinsi Papua Barat pada tahun 2018 (Kemenkes, 2019). Kedua angka *API* tersebut di atas angka *API* nasional yaitu sebesar 0,84 per 1000 penduduk dan masih terdapat wilayah dalam kategori endemis tinggi.

Berdasarkan fenomena dan ulasan tersebut, maka penulis akan menerapkan analisis spasial menggunakan Bayesian Spasial probit pendekatan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) berdasarkan matriks bobot spasial pada kejadian malaria di Pulau Papua, sehingga akan

dihasilkan tiga model menurut matriks bobotnya. Dari ketiga model ini akan dibandingkan dan dicari model terbaik dengan nilai spesifisitas, sensitivitas dan akurasinya. Maka dari itu, model yang didapat diharapkan dapat memberikan informasi mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi insiden malaria di Pulau Papua.

2. Metodologi

Regresi Probit

Analisis regresi probit ialah analisis yang digunakan untuk melihat hubungan antara variabel respon yang bersifat kategorik (kualitatif) dan variabel prediktor yang bersifat kualitatif maupun kuantitatif. Regresi probit merupakan salah satu bentuk lain dari model GLM (*Generalized Linear Model*), dengan fungsi persamaannya menggunakan *Normal Cumulatif Distribution Function* (Ruspriyanty dan Sofro, 2018).

$$P(Y = 1|X) = \Phi(X'\beta) = \int_{-\infty}^{X'\beta} \phi(z)dz \quad \dots(2.1)$$

Dimana X adalah variabel prediktor, β adalah vektor parameter koefisien, $\Phi(\cdot)$ ialah fungsi distribusi kumulatif normal dan simbol $\phi(\cdot)$ ialah fungsi densitas dari distribusi normal. Secara umum model regresi probit dapat dinyatakan dengan model sebagai berikut:

$$\pi_i = (Z_i) = \Phi(\beta_0 + \beta_1x_{i1} + \beta_2x_{i2} + \dots + \beta_px_{ip} + \varepsilon_i) \quad \dots(2.2)$$

Untuk mendapatkan nilai ekspektasi probit (Z_i), maka fungsi distribusi kumulatif normal diinverskan, sehingga model regresi probit yang tepat ialah:

$$Z_i = \Phi^{-1}(\pi_i) = \beta_0 + \beta_1x_{i1} + \beta_2x_{i2} + \dots + \beta_px_{ip} + \varepsilon_i$$

$$Z_i = \Phi^{-1}(\pi_i) = X\beta + \varepsilon \quad \dots(2.3)$$

Penaksiran model regresi Probit menggunakan metode *Maximum Likelihood*, lalu dilakukan metode iterasi dengan Newton-Raphson.

Matriks Pembobot Spasial

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan tiga matriks pembobot berdasarkan jarak antar wilayah, yaitu:

1. Matriks pembobot k-Nearest Neighbor

Misalkan d_{ij} ialah jarak antar pusat lokasi- i dengan lokasi- j , dimana $j \neq i$. Kemudian d_{ij} diurutkan sebagaimana $d_{ij(1)} \leq d_{ij(2)} \leq \dots \leq d_{ij(n-1)}$. Lalu, menentukan k-Nearest Neighbor dari lokasi ke- i , dengan ketentuan $N_k(i) = \{j(1), j(2), \dots, j(k)\}$ untuk $k = 1, \dots, n - 1$. Untuk setiap k, matriks pembobot k-NN, diberi nilai sebagai berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, j \in N_k(i) \\ 0, \text{lainnya} \end{cases} \quad \dots(2.4)$$

2. Matriks pembobot Inverse Distance Weight

Jarak mendeskripsikan kedekatan antar wilayah. Semakin dekat jarak d_{ij} antar wilayah, maka matriks bobot w_{ij} semakin besar, sehingga dapat diartikan matriks bobot berbanding terbalik dengan jarak. Bobot invers distance weight dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$w_{ij} = d_{ij}^{-\alpha} \quad \dots(2.5)$$

dengan $\alpha = 1$ atau $\alpha = 2$.

3. Matriks pembobot Exponential Distance

Alternatif lain dari bobot invers distance adalah dengan menggunakan eksponensial pangkat negatif dari jarak d_{ij} .

$$w_{ij} = \exp(-d_{ij}) \quad \dots(2.6)$$

dengan $\alpha > 1$.

Pengujian efek Spasial dengan Indeks Moran

Indeks Moran ialah statistik uji yang digunakan untuk pengujian nilai autokorelasi spasial. Nilai Indeks moran berada pada rentang antara -1 dan 1, dimana -1 menandakan adanya autokorelasi negatif sempurna dan 1 menandakan adanya autokorelasi positif sempurna. Berikut adalah persamaan dalam menghitung nilai Indeks Moran:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \dots(2.7)$$

dimana x_i ialah nilai amatan pada wilayah- i ($i = 1, 2, \dots, n$), x_j ialah nilai amatan pada wilayah- j ($j = 1, 2, \dots, n$), \bar{x} ialah rataan dari nilai amatan seluruh wilayah, dan w_{ij} ialah pembobot kedekatan antara wilayah- i dengan wilayah- j .

Untuk nilai harapan Indeks Moran pada asumsi normal dan acak (*random*) ialah sebagai berikut:

$$E(I) = \frac{-1}{n-1} \dots(2.8)$$

Menurut Cliff dan Ord (1981) melalui Djuraidah (2020), pada asumsi normal nilai suatu amatan diasumsikan normal dan bersifat bebas. Ragam analitik indeks Moran berbeda untuk kedua asumsi. Nilai harapan dari I^2 untuk asumsi normal ialah:

$$E_N(I^2) = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{S_0^2 (n^2 - 1)} \dots(2.9)$$

Dimana $S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (w_{ij} + w_{ji})^2$ dan $S_2 = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n w_{ij} + \sum_{j=1}^n w_{ji})^2$ dan $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$.

Sehingga diperoleh varians atau ragam sebagai berikut:

$$V.(I) = E.(I^2) - [E(I)]^2 \dots(2.10)$$

Dengan simbol . berasumsi normal atau acak.

Maka dari itu hipotesis pengujian autokorelasi spasial dengan indeks Moran ialah seperti berikut:

$H_0: I = 0$, (tidak ada autokorelasi spasial antar wilayah)

$H_1: I > 0$, (ada autokorelasi spasial antar wilayah)

Dengan statistik uji: $Z.(I) = \frac{I-E(I)}{\sqrt{V.(I)}}$

Nilai $Z.(I)$ menyebar normal, sehingga dalam pengujian akan tolak H_0 jika $|Z.(I)| > Z_\alpha$.

Model SAR (Spatial Autoregressive) Probit

Dalam penelitiannya Lesage et. al (2011) menyediakan model SAR (*Spatial Autoregressive*) untuk mengestimasi peluang dengan variabel respon bersifat biner, sehingga model SAR (*Spatial Autoregressive*) Probit sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y &= \phi((I - \rho W)^{-1} X \beta + (I - \rho W)^{-1} \varepsilon) \\ y &= \phi((I - \rho W)^{-1} X \beta + \varepsilon^*) \\ y^* &= \phi^{-1}(y) = (I - \rho W)^{-1} X \beta + \varepsilon^* \end{aligned} \dots(2.11)$$

dengan $y^* \sim TMVN\{(I - \rho W)^{-1} X \beta, [\sigma^2 (I - \rho W)^t (I - \rho W)]^{-1}\}$. Dimana $(I - \rho W)^{-1} X \beta$ sebagai rata-rata dan $[(I - \rho W)^t (I - \rho W)]^{-1}$ sebagai matriks varians-kovarians. TMVN itu sendiri ialah sebaran Multivariate Truncated Normal.

Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Penduga parameter spasial probit dengan *Markoc Chain Monte Carlo* (MCMC) untuk mendapatkan parameter ρ menggunakan *Metropolis-Hasting* kemudian untuk mendapatkan parameter lainnya menggunakan *Gibbs sampler*. Berikut adalah tahapan untuk mendapatkan model Bayesian SAR Probit dengan MCMC:

1. Gunakan model $p(\sigma|\rho, \beta) \approx \sigma^{-(n+1)} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\varepsilon' \varepsilon)}$ untuk menarik sampel σ_1 dengan menggunakan nilai awal $\rho_0, \beta_0, \sigma_0$.
2. Gunakan σ_1, ρ_0 dan $p(\beta|\rho, \sigma) \sim N[\tilde{\beta}, \sigma_\varepsilon^2 (X' C' C X)^{-1}]$ untuk menarik sampel β_1 .
3. Gunakan σ_1, β_1 dan $p(\rho|\beta, \sigma) \approx |I_n - \rho W| \sigma^{-(n+1)} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\varepsilon' \varepsilon)}$ untuk mendapatkan sampel ρ_1 dengan menggunakan *Metropolis-Hastings* sampling.
4. Ambil sampel dari z_i dengan menggunakan sebaran $f(z_i|\rho, \beta, \sigma) \sim N[\tilde{y}_i, \sigma_i^2]$ dan $\rho_1, \beta_1, \sigma_1$.
5. Kembali ke tahap satu sampai ρ, β, σ konvergen.

Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari data publikasi Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tahun 2018. Unit penelitian yang digunakan ialah kabupaten/kota di Papua yang terdiri dari 42 kabupaten/kota. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini ialah satu variabel respon, enam variabel prediktor dan variabel lintang dan bujur. Variabel respon yang digunakan ialah angka *Annual Parasite Incidence* (API), dengan dua kategori yaitu dikatakan endemis rendah apabila $API < 5$ (kode 0), dan endemis tinggi apabila $API \geq 5$ (kode 1). Variabel prediktor yang digunakan ialah persentase pemakaian air bersih 20-49,9L (X1), Persentase pengetahuan rumah tangga mengenai fasilitas kesehatan rumah sakit (X2), Persentase perilaku rumah tangga menggunakan tempat sampah terbuka (X3), Persentase perilaku rumah tangga menguras bak mandi 1x dalam seminggu (X4), Persentase penggunaan obat nyamuk semprot/bakar/elektrik (X5) dan Persentase penggunaan ventilasi rumah dipasang kasa nyamuk (X6).

3. Pembahasan dan Diskusi

Pemodelan Insiden Malaria dengan Regresi Probit

Sebelum dilakukan pemodelan regresi probit, terlebih dahulu menguji multikolinieritas untuk mengetahui ada tidaknya hubungan linier antar variabel prediktor dalam model. Berdasarkan hasil pengujian, keenam variabel prediktor tidak terdeteksi adanya multikolinieritas karena nilai $VIF < 10$. Berikut ini adalah hasil dari penduga parameter model regresi probit:

Tabel 1. Penduga Parameter Regresi Probit

Variabel	Koefisien	Std. Error	Z-value	p-value
Intersep	-0,9858	0,7312	-1,348	0,1776
X1	-0,0293	0,0172	-1,698	0,0895*
X2	-0,0158	0,0205	-0,769	0,4418
X3	0,0148	0,0144	1,023	0,3064
X4	0,0235	0,0170	1,389	0,1648
X5	0,0249	0,0146	1,703	0,0886*
X6	-0,0093	0,0288	-0,321	0,7480

*Ket = * : Sig pada taraf nyata 10%*

Berdasarkan Tabel 1, dengan menggunakan $\alpha = 10\%$ terdapat dua variabel prediktor signifikan berpengaruh terhadap kejadian malaria di Papua, yaitu persentase pemakaian air bersih (X1) dan persentase penggunaan obat nyamuk (X5). Model regresi probit yang dihasilkan sebagai berikut.

$$\phi^{-1}(\pi) = -0,9858 - 0,0293X1 - 0,0158X2 + 0,0148X3 + 0,0235X4 + 0,0249X5 - 0,0093X6$$

Uji Indeks Moran

Untuk memastikan adanya autokorelasi di setiap kabupaten/kota di Pulau Papua maka dilakukan uji autokorelasi spasial, yaitu menggunakan Uji Indeks Moran. Berikut adalah hasil dari uji moran berdasarkan matriks bobotnya yang disediakan pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Moran

Matriks Bobot	p-value
k-NN	0.02093*
Inverse Distance	0.09378*
Eksponensial Distance	0.001304*

Ket = * : Sig pada taraf nyata 10%

Hasil dari uji Moran pada tabel 2 menunjukkan *p-value* untuk semua matriks pembobot kurang dari 0,1, sehingga terdapat autokorelasi spasial positif pada penyebaran status endemis malaria di kabupaten/kota Papua pada taraf nyata 10%. Dari hasil tersebut dapat dikatakan bahwa terdapat autokorelasi positif pada penyebaran status endemis malaria antar wilayah di Pulau Papua untuk semua jenis matriks pembobot, sehingga analisis dapat dilanjutkan menggunakan analisis spasial.

Pemodelan Bayesian SAR Probit MCMC

Setelah dilakukan uji regresi probit dan uji indeks moran, maka akan dilanjut dengan model Bayesian SAR Probit. Berikut adalah hasil dari analisis bayesian SAR Probit MCMC yang disediakan pada tabel 3.

Tabel 3. Nilai Penduga Bayesian SAR Probit MCMC

Variabel Prediktor	Matriks Bobot Spasial		
	k-NN	Inverse Distance	Exponential Distance
X1	-0,0312*	0,0178	-0,0265
X2	-0,0187	0,0239	-0,0076
X3	0,0145	0,0188	0,0246
X4	0,0246	0,0087	0,0218
X5	0,0267*	-0,0020	0,0264
X6	-0,0084	0,0104	-0,0122
Rho	0,0768	0,7062*	0,3376

Ket = * : Sig pada taraf nyata 10%

Dari hasil analisis bayesian SAR Probit MCMC yang terdapat pada tabel 3 didapat bahwa pada matriks bobot k-NN ada dua variabel prediktor yang signifikan yaitu variabel X1 dan X5, untuk matriks bobot *inverse distance* dan *eksponensial distance* tidak ada variabel prediktor yang signifikan.

Untuk matriks bobot k-NN nilai koefisien X1 adalah negatif, artinya setiap penambahan 1 satuan variabel X1, maka nilai *Z-Score* variabel Y akan menurun. Sementara nilai koefisien X5 adalah positif yang artinya setiap penambahan satu satuan penambahan X5, maka nilai *Z-score* variabel Y akan meningkat. Untuk variabel lainnya interpretasi identik.

Uji Kebaikan Model

Berikut adalah ringkasan dari hasil kebaikan model yang disajikan dalam tabel 4 berdasarkan matriks pembobotnya.

Tabel 4. Hasil Kebaikan Model

Ketepatan Klasifikasi	Matriks Bobor Spasial		
	k-NN	Inverse Distance	Exponential Distance
Spesifitas	75%	50%	25%

Sensitivitas	77,27%	59,09%	86,36%
Akurasi	76,19%	54,76%	54,14%
y = 0 tetapi $\hat{y} = 1$ (Endemis rendah, tetapi terkategori tinggi)	5	10	15
y = 1 tetapi $\hat{y} = 0$ (Endemis tinggi, tetapi terkategori rendah)	5	9	3

Berdasarkan tabel 4, hasil dari kebaikan model untuk setiap matriks pembobot yang digunakan, yaitu matriks bobot k-NN, *Inverse Distance* dan *Eksponential Distance*, maka model yang terbaik untuk Bayesian SAR Probit MCMC menggunakan persamaan (2.17) ialah dengan pembobot k-NN. Dengan matriks bobot k-NN model Bayesian SAR Probit MCMC menghasilkan nilai akurasi sebesar 76,19%, spesifitas sebesar 75% dan nilai sensitivitas sebesar 77,27%. Sehingga model yang terbentuk oleh Bayesian SAR Probit MCMC dengan matriks bobot k-NN ialah sebagai berikut:

$$\phi^{-1}(y) = (I - 0,0768W)^{-1}(-0,0312X1 - 0,0187X2 + 0,0145X3 + 0,0246X4 + 0,0267X5 - 0,0085X6)$$

Dari model tersebut terdapat dua variabel prediktor yang signifikan terhadap kejadian malaria di Papua yaitu variabel persentase pemakaian air bersih (X1) dan persentase penggunaan obat nyamuk (X5) pada taraf nyata 10%. Hubungan persentase pemakaian air bersih (X1) terhadap status endemis malaria kabupaten/kota di Papua bernilai negatif, yang artinya semakin banyak rumah tangga menggunakan air bersih, maka peluang suatu kabupaten/kota terkategori endemis tinggi malaria akan semakin menurun. Pada persentase penggunaan obat nyamuk (X5) memiliki hubungan positif terhadap status endemis malaria kabupaten/kota di Papua, sehingga dapat diartikan semakin banyak menggunakan obat nyamuk, maka peluang suatu kabupaten/kota terkategori endemis tinggi malaria akan semakin meningkat.

4. Kesimpulan

Status kejadian endemis malaria di Papua memiliki dependensi spasial, yang artinya setiap kabupaten/kota di Papua terdapat autokorelasi spasial. Berdasarkan hasil analisis dengan Bayesian SAR Probit MCMC menunjukkan bahwa dengan matriks pembobot k-NN (k=2) dihasilkan model yang paling baik dengan nilai akurasi sebesar 76,19%, spesifitas sebesar 75% dan sensitivitas sebesar 77,27%. Lalu, terdapat dua variabel yang berpengaruh terhadap endemis kejadian malaria di Papua yaitu persentase pemakaian air bersih 20-49,9 L (X1) dan persentase penggunaan obat nyamuk semprot/bakar/elektrik (X5).

Acknowledge

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada seluruh pihak yang terlibat dalam membantu terlaksananya penelitian ini, khususnya kepada Bapak Nusar Hajarisman yang telah banyak memberikan arahan dan masukan bagi penulis serta para dosen Statistika Unisba yang telah memberikan ilmu pengetahuan kepada penulis. Tak lupa juga penulis mengucapkan terima kasih kepada keluarga dan rekan rekan yang selalu mendukung penulis hingga terselesaikannya penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan. (2019). *Laporan Provinsi Papua Riskesdas 2018*. Jakarta: Balitbangkes.

- [2] Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan. (2019). *Laporan Provinsi Papua Barat Risesdas 2018*. Jakarta: Balitbangkes.
- [3] Bivand, R. S., Gómez-Rubio, V., & Rue, H. (2014). Approximate Bayesian inference for spatial econometrics models. *Spatial Statistics*, 9(C), 146–165.
- [4] CNN Indonesia. (20 Agustus 2020). *Hari Nyamuk Sedunia, Saatnya Memutus Rantai Penularan Malaria*. (Online), (<https://www.cnnindonesia.com/gaya-hidup/20200819202031-255-537511/hari-nyamuk-sedunia-saatnya-memutus-rantai-penularan-malaria>, diakses 29 Desember 2020).
- [5] Djuraidah, A. (2020). *Monograph Penerapan dan Pengembangan Regresi Spasial dengan Studi Kasus pada Kesehatan, Sosial, dan Ekonomi*. Bogor: IPB Press.
- [6] Fadhillah, Nurul. (2015). *Geographically Weighted Regression dan Spatial Pattern Analysis untuk Pemodelan Kejadian Penyakit Malaria dan Faktor yang Mempengaruhi di Provinsi Papua*. Skripsi dipublikasikan. Surabaya: Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh November.
- [7] Health Advocacy. (2013). *Fauna Anopheles*. Surabaya: Health Advocacy Yayasan Pemberdayaan Kesehatan Masyarakat dan Loka Litbang P2B2 Ciamis.
- [8] Jaya, I. G. N. M., Zulhanif, Z., Tantular, B., & Sunengsih, N. (2017). Metode Bayesian Dalam Penaksiran Model Spasial Autoregressive (SAR) (Studi Kasus Pemodelan Penyakit Tb Paru Di Kota Bandung). *Euclid*, 4(2), 726–738.
- [9] Junaidi, H., Raharjo, M., & Setiani, M. (2015). Analisis Faktor Risiko Kejadian Malaria di Wilayah Kerja Puskesmas Kuala Bhee Kecamatan Woyla Kabupaten Aceh Barat. *Jurnal Kesehatan Lingkungan Indonesia*, 14(2), 40-44.
- [10] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2019). *Profil Kesehatan Indonesia 2018*. Jakarta: Kemenkes.
- [11] Keptiyah, S. M., Martini, & Saraswati, L. D. (2017). Gambaran Faktor Perilaku dan Faktor Lingkungan di Daerah Endemis Malaria. *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 5(2), 64–69.
- [12] Lee, J., & Wong, S.D. (2000). *Statistical Analysis with Arcview GIS*. New York: John Wiley & Sons, INC.
- [13] LeSage, J. P., Kelley Pace, R., Lam, N., Campanella, R., & Liu, X. (2011). New Orleans business recovery in the aftermath of Hurricane Katrina. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*, 174(4), 1007–1027.
- [14] LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. New York (USA): Taylor & Francis Group, LCC.
- [15] Listya, N., Yuliyani, L., Sartika, W., & Ali, I. (2015). *Pemodelan Regresi Probit SAR dengan Pendugaan MCMC (Markov Chain Monte Carlo) Gibbs Sampler*. Tugas Spasial. Bogor: Departemen Statistika, Institute Pertanian Bogor.
- [16] Maulina, R. F., Djuraidah, A., & Kurnia, A. (2019). *Pemodelan Kemiskinan Di Jawa Menggunakan Bayesian Spasial Probit Pendekatan Integrated Nested Laplace Approximation (INLA)*. Tesis tidak dipublikasikan. Program Pascasarjana, Program Studi Statistika, Institut Pertanian Bogor.
- [17] Mukid, M.A., & Sugito (2011). Implementasi Markov Chain Monte Carlo Pada Pendugaan Hyperparameter Regresi Proses Gaussian. *Implementasi Markov Chain*, 4(1), 1-12.
- [18] Mutalik, P. (21 November 2020). *Malaria: History and Complexities*. (Online), (mutalik@kth.se, diakses 16 Januari 2021).
- [19] Novkaniza, F., Djuraidah, A., Fitrianto, A., & Sumertajaya, I. M. (2019). Simulation study for comparison of spatial autoregressive probit estimation methods. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 299(1), 1-13.
- [20] Orum, A. M., & Hao, P. (2019). Spatial Analysis. *The Wiley Blackwell Encyclopedia of Urban and Regional Studies*, 1–7.
- [21] Pusat Data dan Informasi Kemeteian Kesehatan RI. (2016). *Malaria*. (Online). (<https://pusdatin.kemkes.go.id/article/view/16090600001/malaria-2016.html>, diakses 31

Desember 2020).

- [22] Ruspriyanty, D. I., & Sofro, A. (2018). Analysis of Hypertension Disease using Logistic and Probit Regression. *Journal of Physics: Conference Series*, 1108(1), 1-6.
- [23] Sholihah, K., Maruddani, D. A. I., & Hoyyi, A. (2016). Klasifikasi Perubahan Harga Obligasi Korporasi di Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes Classification. *Jurnal Gaussian*, 5(2), 269–278.
- [24] Smith, T. E. (2009). Spatial Weights Matrices. *Geographical Analysis*. (Online), (<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1538-4632.2009.00768.x/full>, diakses 16 Januari 2021).
- [25] World Health Organization. (2019). *Regional and Global Trends in Burden of Malaria Cases and Deaths*. (Online), (<https://www.who.int/news-room/feature-stories/detail/world-malaria-report-2019>, diakses 30 Desember 2020).
- [26] Wu, G., & Chvosta, J. (2016). *How Do My Neighbors Affect Me? SAS / ETS® Methods for Spatial Econometric Modeling*. 1–13.
- [27] Utama Muhammad Bangkit Riksa, Hajarisman Nusar. (2021). *Metode Pemilihan Variabel pada Model Regresi Poisson Menggunakan Metode Nordberg*. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 35-42.