

Modeling Dengue Fever by using Conditional Autoregressive Bessag-York-Mollie*

Jajang¹, Budi Pratikno^{2‡}, and Mashuri³

^{1,2,3} Department of Mathematics, University of Jenderal Soedirman, Indonesia
[‡]corresponding author: jajang@unsoed.ac.id

Copyright © 2022 Jajang, Budi Pratikno, and Mashuri. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

Dengue fever is a tropical disease caused by the dengue virus. The small proportional of this dengue fever disease can develops into a more severe dengue hemorrhagic fever (DHF). This research discussed about the model for disease mapping in Ciamis District. The purpose of this research is to characterize relative risk and factors correlated with case DHF. Independent variables used in this research are population density, attitude of region, and the number of health worker. To analysis this data, we used conditional autoregressive Bessag-York-Mollie (CAR-BYM) model. Based on descriptive statistic, the maximum and minimum DHF cases are Ciamis and Sukamantri, respectively. Furthermore, basedon model results, we found that the maximum and minimum relative risk are Cijeungjing and Sukamantri, respectively. Furthermore, there were 7 sub districts which relative risk are greater than one and 20 sub districts which relative risk are less than one. The sub districts which relative risk are greater than one show that DHF cases in these sub districts are greater than expectation. Based on the CAR-BYM model result showed that Each increase the population density by one unit contributes to the addition of DHF cases by 0.0012 units. Each additional health worker one unit, it will reduce the number of DHF cases by 0.0675 units. Each additional altitude of one unit will reduce the number of dengue cases by 0.0011 units. Based on relative risk (RR) value of the CAR-BYM model we found that the Cijengjing and Ciamis Districts have darkest color. The RR values in the two sub-districts are 3,449 and 3,240, respectively. The RR values of the two sub-districts are more than expected values.

Keywords: DHF, mapping, CAR-BYM, relative risk.

* Received: Sep 2021; Reviewed: Apr 2022; Published: May 2022

1. Pendahuluan

Penyajian data untuk mendapatkan informasi dalam data dan mudah ditangkap merupakan salah satu tujuan dalam analisis data. Dalam bidang epidemiologi, khususnya penyakit menular penyajian informasi yang tepat sangat membantu untuk lebih cepat melakukan penanganan. Analisis statistik deskripsi merupakan teknik statistik yang sederhana untuk menggambarkan data, namun analisis ini tidak digunakan untuk menarik kesimpulan lebih jauh. Oleh karena itu kajian melalui pemodelan diperlukan.

Kajian pola persebaran persebaran data, khususnya penyakit menular di sebuah wilayah, menarik untuk dikaji. Hal ini karena sifat dari independensi yang menjadi asumsi statistika klasik tidak terpenuhi. Metode yang diperlukan untuk analisa data pola ini adalah metode yang dapat mengakomodasi adanya dependensi spasial. Disisi lain, sajian hasil analisa juga sangat perlu untuk mendapatkan informasi dalam data. Salah satu penyajian untuk analisa data seperti persebaran penyakit adalah melalui *disease mapping*. Dalam penelitian ini adalah kasus demam berdarah dengue.

Disease mapping bermanfaat untuk memberikan gambaran bagaimana distribusi geografis dari *disease burden* dan *disease incident* berdasarkan tingkat resikonya. Informasi *relative risk* sebuah penyakit yang disajikan melalui pemetaan akan mudah ditangkap dengan cepat, terutama ketika menggunakan degradasi warna. *Clustering* terhadap *relative risk* (RR) *disease mapping* mirip dengan sajian *hotspot* model spasial umum, misalnya dalam penentuan landscap oleh (Nelson & Boots, 2008).

Dalam pemodelan data spasial khususnya terkait pola sebaran penyakit, adanya pengaruh spasial diatasi dengan melibatkan matriks pembobot spasial (W) dalam model. Elemen matriks W yang umum digunakan bernilai 1 jika antar wilayah berdekatan dan 0 jika tidak berdekatan atau dengan dirinya sendiri. Salah satu model untuk data spasial adalah model *conditional autoregressive* (CAR). Model CAR telah banyak digunakan dalam analisis *disease mapping* (Lawson, 2018a; Obaromi, 2019a). Lebih lanjut, model CAR juga telah dikembangkan oleh Bessag York Mollie yang dikenal Model CAR-BYM. Model ini sudah banyak diaplikasikan (Cheng, Norris, Bao, Liang, Hu, Wu, Tang, Liu, Ding, & Zhao, 2012; Zhi-Hang, Yue-Jia, Reilly, Lu, Qian-Qian, Zheng-Wei, Guo-Wei, Ke-Qin, Rong-Bin, & Feng, 2011). Keuntungan dari model CAR-BYM adalah dapat mengakomodir adanya aspek spasial dan non-spasial yang diakibatkan adanya kehetoregan kasus antar wilayah.

Dalam model CAR, permasalahan yang sering muncul adalah estimasi parameter. Metode estimasi parameter yang umum seperti estimasi *ordinary least square* (OLS) atau *maximum likelihood estimation* (MLE) menjadi kurang sesuai digunakan dalam estimasi parameter model ini. Metode Bayes dengan dengan *Marcov Chain Monte Carlo* (MCMC) merupakan metode yang seringkali digunakan oleh beberapa peneliti (Han & Lee, 2013a; Hendricks & Neumann, 2020a; MacNab et al., 2004a; Srinivasan & Venkatesan, 2014a; Stern & Cressie, 2000a).

Kabupaten Ciamis merupakan salah satu dari 27 kabupaten/kota yang berada di Provinsi Jawa Barat. Kasus demam berdarah dengue (DBD) di Kabupaten Ciamis

tahun 2019 meningkat dari tahun-tahun sebelumnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengkarakterisasi *relative risk* kasus DBD kecamatan – kecamatan di Kabupaten Ciamis dengan model CAR-BYM dan mengidentifikasi faktor yang mempengaruhi kasus DBD di Kabupaten Ciamis. Dalam penelitian ini faktor-faktor yang digunakan adalah kepadatan penduduk, jumlah tenaga kesehatan dan ketinggian wilayah.

2. Metodologi

2.1 Bahan dan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari dinas Kesehatan Kabupaten Ciamis dan data pendukung yang diperoleh dari informasi BPS Kabupaten Ciamis tahun 2020. Variabel penelitian yang digunakan antara lain jumlah kasus DBD sebagai variabel respon, sedangkan variabel prediktor yang digunakan antara lain kepadatan penduduk, jumlah tenaga kesehatan yang meliputi jumlah bidan, jumlah tenaga kesehatan masyarakat, jumlah tenaga kesehatan lingkungan, ketinggian wilayah kecamatan di atas permukaan laut (dpl).

2.2 Matriks pembobot spasial

Data area merupakan salah satu dari data spasial disamping data *point reference* dan *point pattern* (Gaetan & Guyon, 2010a). Apabila D merupakan wilayah yang terdiri dari sub-sub wilayah yang tidak beririsan, maka tipe data area mempunyai karakteristik dimana D yang bersifat tetap dipartisi ke dalam jumlah berhingga unit area (Sudipto Banerjee et al., 2014; Noel AC Cressie, 1993). Matriks pembobot spasial (\mathbf{W}) adalah matriks $n \times n$ tak negatif yang menspesifikasi himpunan ketetanggaan untuk setiap observasi. Matriks \mathbf{W} yang umum yang sering digunakan adalah menggunakan informasi geografis (*spatial contiguity*, jarak invers (*inverse distance*) dan k tetangga terdekat (*k-nearest neighbors*, *k-NN*). Matriks \mathbf{W} dengan konsep jarak geografis, bernilai 1 untuk antar area yang saling berdekatan dan bernilai 0 untuk antara area yang berjauhan.

2.3 Model Poisson Log Normal

Model *conditional autoregressive* (CAR) didasari oleh model Poisson-Lognormal. Oleh karena itu, sebelum memasuki model CAR, maka kajian awal yang diperlukan adalah model Poisson-Lognormal.

Model Poisson-Lognormal diturunkan dari campuran distribusi Poisson dengan lognormal. Model ini mengasumsikan bahwa parameter Poisson mempunyai tingkat heteroskedastisitas signifikan sehingga parameter tersebut perlu dimodelkan kembali. Model regresi Poisson digunakan untuk mengestimasi *relative risk*, untuk suatu wilayah spasial.

Misalkan Y_i , $i=1,2,\dots,n$ adalah variabel acak yang mengikuti distribusi Poisson $Y_i \sim POI(\mu_i)$, dan $\mu_i = E_i \theta_i$, maka fungsi masa probabilita Y_i dapat dinyatakan dengan

$$P(Y_i = y_i) = \frac{e^{-E_i \theta_i (E_i \theta_i)^{y_i}}}{y_i!}, i = 1, \dots, n \quad (1)$$

Jika $\theta_i = \exp(\eta_i)$, maka parameter mean (μ_i) dapat dituliskan kembali sebagai $\mu_i = E_i \exp(\eta_i)$. Perhatikan bahwa $\theta_i = \exp(\eta_i)$ tidak identik, oleh karena itu dapat dimodelkan lebih lanjut menjadi $\eta_i = x_i' \beta + v_i$, dengan x_i adalah vector variabel prediktor. Lebih lanjut, μ_i dapat dituliskan kembali menjadi

$$\mu_i = E_i \exp(x_i' \beta + v_i). \quad (2)$$

Berdasarkan karakteristik *exponential family distribution* (McCullagh & Nelder, 1989b), dan fungsi massa probabilitas Poisson dengan mean μ_i seperti pada persamaan (1), maka fungsi penghubung (*link function*) yang digunakan adalah log (disini mengambil basis e)

$$\log(\mu_i) = \log(E_i) + x_i' \beta + v_i, \quad (3)$$

dengan μ_i adalah mean dari Y_i , $\log(E_i)$ adalah offset, x_i adalah vektor variabel prediktor, β adalah vektor parameter, dan v_i adalah komponen *error* acak.

2.4 Model Intrinsic Conditional Autoregressive (ICAR)

Data area terdiri dari sekumpulan wilayah terbatas dengan batas-batas yang jelas yang masing-masing memiliki satu pengukuran yang dikumpulkan dari populasinya. Jumlah peristiwa jarang terjadi di sebuah wilayah kecil merupakan sebuah *noisy*. Kajian menarik dari fenomena ini adalah pengilangan *noisy*. Model *Conditional Autoregressive* (CAR) merupakan model yang relevan digunakan untuk kasus ini. Model CAR mengasumsikan bahwa struktur dependensi spasial untuk distribusi *error* diketahui (Feng et al., 2016a). Model Gaussian CAR adalah model yang banyak digunakan dalam analisis interaksi spasial dan analisis *Bayesian image* yang dapat menggambarkan interaksi antar variabel acak di lokasi dalam ruang Euclid (Besag & Kooperberg, 1995a).

Jika diberikan sebuah wilayah N yang terdiri dari sub-sub wilayah N_i yang tidak tumpang tindih, setiap sub area yang saling bertetangga yang mempunyai batas bersama, diberi bobot 1 dan selainnya diberi bobot 0. Interaksi spasial antara pasangan wilayah i dan j dapat dimodelkan sebagai normal bersyarat, $v_i | v_{i \neq j} \sim N(\sum_{i \neq j} \phi_{ij} v_j, \tau_v^2)$, $E(v_i | v_{i \neq j}) = \sum_{j \in N_i} \phi_{ij} (v_j - \mu_i)$, dan $Var(v_i | v_{i \neq j}) = \tau_v^2$, N_i unit spasial tetangga i . dengan demikian fungsi densitas peluang (pdf) dari

$$f(v_i | v_{i \neq j} \in S) = \left(\frac{1}{2\pi\tau_i^2} \right)^{\frac{1}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{i=0}^n \frac{((v_j - \mu_i) \rho \sum_{j \in N_i} \phi_{ij} (v_j - \mu_i))^2}{\tau_i^2} \right) \quad (4)$$

$\mu_i \in \mathbf{R}$, $\tau_i^2 \in \mathbf{R}^+$, $|\rho| < 1$, $\phi_{ij} = \phi_{ji}$, dan $\phi_{ii} = \mathbf{0}$, dimana ϕ_{ij} merupakan ukuran proksimitas. Lebih lanjut, dalam aplikasi dan pemodelan spasial seperti dalam model *spatial autoregressive* (SAR), digunakan notasi matriks $W = (w_{ij})$, $w_{ij} = \mathbf{0}$ untuk $i = j$ dan $w_{ij} = \phi_{ij}$ untuk selainnya. Umumnya nilai ϕ_{ij} didasarkan pada ukuran jarak geografis, seperti bernilai 1 jika berbatasan, atau berada tidak lebih dari jarak yang ditentukan.

2.5 Model Conditional Autoregressive –BYM (CAR-BYM)

Model *Conditional Autoregressive – Bessag-York-Mollie (CAR-BYM)* adalah model Poisson log normal yang dikembangkan. Model ini mencakup komponen ICAR untuk penghalusan spasial dan komponen efek acak untuk heterogenitas non-spasial. Model *Conditional Autoregressive –BYM (CAR-BYM)* adalah model CAR pada dengan mengambil

$$\eta_i = \mu + x'_i \beta + \phi_i + \theta_i, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (5)$$

dengan β adalah vektor koefisien regresi, ϕ_i adalah komponen ICAR, μ = rata-rata level *risk*, dan θ_i = efek acak komponen heterogenitas non-spasial.

Model pada persamaan (5) dapat mengakomodasi komponen spasial (ϕ_i) dan komponen non spasial (θ_i) untuk efek pengaruh overdispersi yang tidak bisa dipecahkan dengan regresi Poisson biasa. Pada model *Conditional Autoregressive – BYM (CAR-BYM)* Karena sifatnya yang conditional Estimasi parameter dengan metode Bayes merupakan pilihan dalam hal ini karena selain relatif lebih longgar asumsi, metode ini bisa digunakan untuk masalah distribusi bersyarat seperti yang ada dalam model CAR.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Kerangka Estimasi Bayesian pada model CAR

Metode estimasi Bayesian merupakan metode estimasi parameter yang menggunakan informasi *prior* dari distribusi parameter yang akan diestimasi yang selanjutnya akan dicari distribusi ditentukan oleh distribusi posteriornya. Misalkan pada kasus Poisson, y_i , untuk $i=1,2,\dots,n$ adalah sampel acak yang dari fungsi probabilitas $P(y_i|\mu)$. Fungsi probabilitas bersama, $P(\mathbf{y}|\mu) = \prod_{i=1}^n P(y_i|\mu)$.

Ambil untuk satu parameter μ , dengan distribusi priornya $p(\mu)$, maka distribusi posteriornya $P(\mu|\mathbf{y}) = \frac{P(\mathbf{y}|\mu)P(\mu)}{p(\mathbf{y})}$, $p(\mathbf{y})$ distribusi marginal dan $P(\mu)$ distribusi prior.

Estimator dengan metode Bayes adalah $\hat{\mu} = E(\mu|\mathbf{y})$ (J. Ibrahim et al., 2001).

Kembali pada model, perhatikan bahwa $\theta_i = \exp(x'_i \beta + \nu_i)$, sehingga fungsi likelihood dari θ_i adalah $\mathcal{L}(\beta, \nu) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-E_i \theta_i (E_i \theta_i)^{y_i}}}{y_i !} = \mathbf{P}(\mathbf{y}, \mathbf{E}, \theta | \beta, \nu)$.

Tahapan estimasi parameter model dengan metode Bayes adalah sebagai berikut

- (1) Membentuk fungsi likelihood $\mathcal{L}(\beta, \nu) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-E_i \theta_i (E_i \theta_i)^{y_i}}}{y_i !}$
- (2) Menentukan prior β dan ν_i .

Jika distribusi *prior* $\beta \sim MVN(0, I\tau_\beta^2)$, $p(\beta) = \left(\frac{1}{2\pi}\right)^{\frac{P}{2}} \left(\frac{1}{\tau_\beta}\right)^P \exp\left(-\frac{1}{2}\sum_{h=0}^P \frac{\beta_h^2}{\tau_\beta^2}\right)$ dan v_i mengikuti *conditional autoregressive* (CAR) dan v_i mengikuti *conditional autoregressive* (CAR), $(v_i | v_{i \neq j}, \tau_v^2) \sim CAR(\mathbf{0}, \tau_v^2) \sim N\left(\sum_{i \neq j}^n \frac{w_{ij} v_j}{w_{ij}}, \frac{\tau_v^2}{w_{ij}}\right)$.

(3) Menentukan distribusi posterior. Berdasarkan informasi dari kedua distribusi *prior* pada langkah (2) dan langkah (2), maka diperoleh distribusi posterior

$$p(\beta, v, \tau_\beta^2, \tau_v^2 | y, E, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-E_i \theta_i (E_i \theta_i)^{y_i}}}{y_i!} x \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^{\frac{P}{2}} \left(\frac{1}{\tau_\beta}\right)^P \exp\left(-\frac{1}{2}\sum_{h=0}^P \frac{\beta_h^2}{\tau_\beta^2}\right) x \left(\frac{1}{2\pi}\right)^{\frac{n}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\sum_{i=0}^n \left(\frac{v_i - \sum_{i \neq j}^n \frac{w_{ij} v_j}{w_{ij}}}{\tau_\beta}\right)^2\right) \quad (6)$$

Berdasarkan persamaan (6), selanjutnya dilakukan estimasi parameter dengan metode Bayes. Dikarenakan untuk mengestimasi parameter dengan cara Bayes eksak tidak mudah, maka metode estimasi parameter Bayes melalui Markov Chain Monte Carlo (MCMC). Metode estimasi parameter Bayes dengan menggunakan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) adalah sebagai berikut. Dimisalkan γ adalah vector parameter yang akan diestimasi, untuk $t=1, 2, \dots, T$,

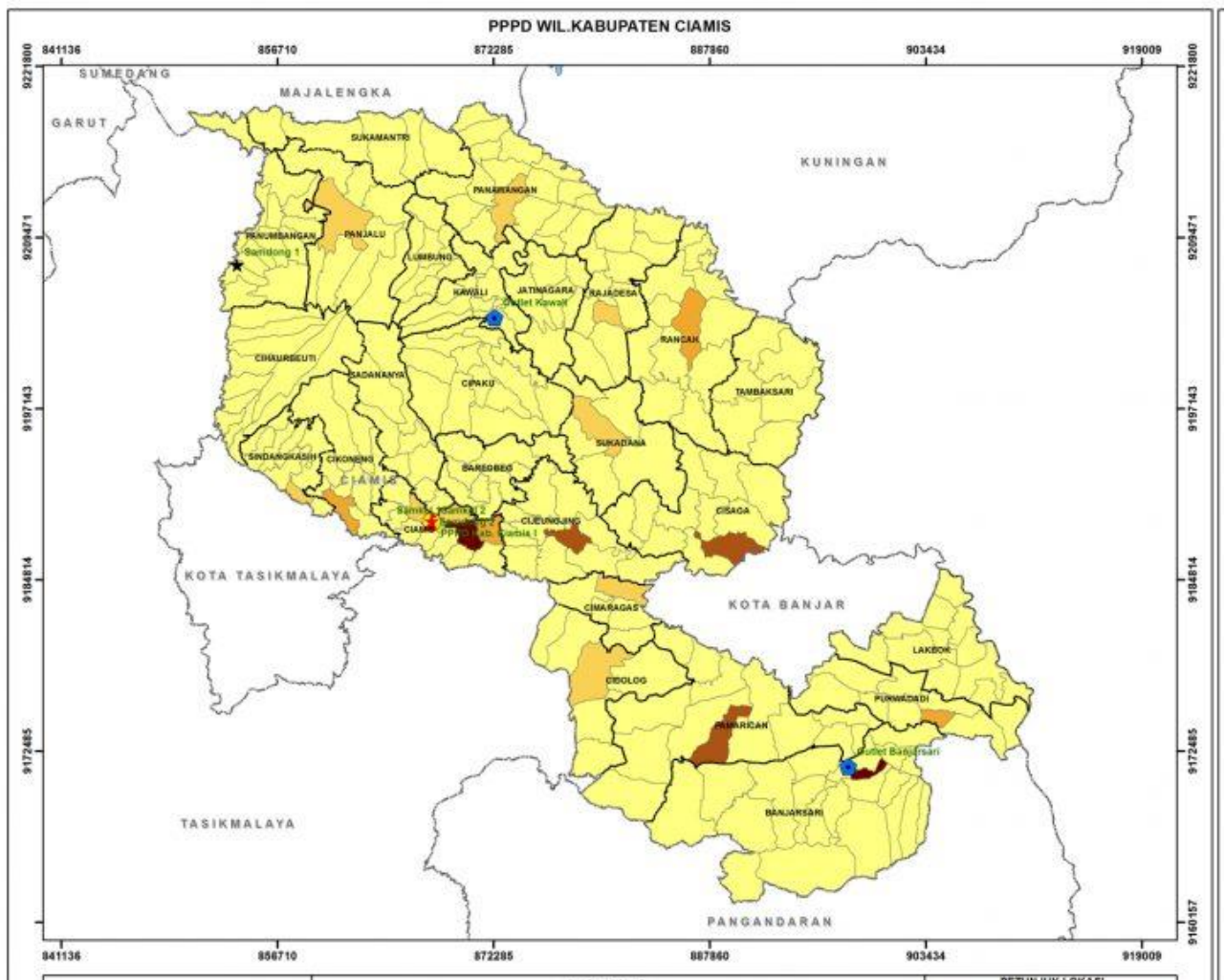
- Tahap 1. Ambil γ_1^t dari $p(\gamma_1 | \gamma_2^{t-1}, \gamma_3^{t-1}, \dots, \gamma_k^{t-1}, y)$
- Tahap 2. Ambil γ_2^t dari $p(\gamma_2 | \gamma_1^{t-1}, \gamma_3^{t-1}, \dots, \gamma_k^{t-1}, y)$
- ...
- Tahap k. Ambil γ_k^t dari $p(\gamma_k | \gamma_1^{t-1}, \gamma_2^{t-1}, \dots, \gamma_{k-1}^{t-1}, y)$

Selanjutnya estimasi untuk parameter γ_i ditunjukkan oleh persamaan (7)

$$\hat{\gamma}_i = \hat{E}(\gamma_i | y) = \frac{1}{T-t_0} \sum_{t=t_0+1}^T \gamma_i^t \quad (7)$$

3.2 Analisis Deskripsi

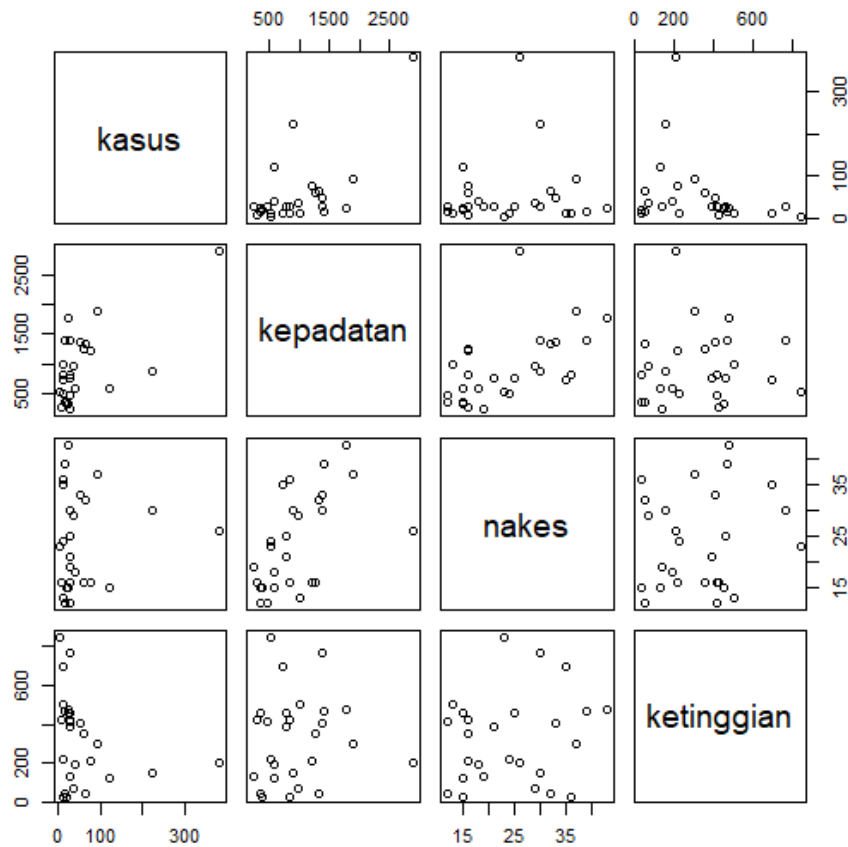
Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah kasus demam berdarah dengue (DBD) di Kabupaten Ciamis sebagai variabel respon, dan beberapa variabel prediktor yang digunakan seperti kepadatan penduduk jumlah tenaga kesehatan, dan ketinggian wilayah kecamatan di atas permukaan laut. Peta kabupaten Ciamis disajikan pada Gambar 1. Jumlah tenaga Kesehatan yang digunakan adalah total dari jumlah tenaga kesehatan masyarakat, kesehatan lingkungan dan bidan. Di sini diasumsikan bahwa ketiga tenaga kesehatan ini berkaitan dengan masalah pemberian penyuluhan, seperti dalam kegiatan rutin seperti kegiatan posyandu. Eksplorasi variabel respon dan variabel prediktor merupakan tahapan awal yang dapat membantu dalam melakukan pemodelan. Metode scatterplot antar variabel dapat memberikan gambaran awal. Gambar 2 menyajikan *scatterplot* dari variabel yang digunakan.



Sumber : <https://bapenda.jabarprov.go.id/bapenda-jabar-peta-ktmdu-cabang-kabupaten-ciamis-i/>

Gambar 1: Peta Kabupaten Ciamis

Gambar 2 menyajikan korelasi antara jumlah kasus demam berdarah dengue (DBD) dengan variabel prediktor. Dari Gambar 2 dapat terlihat trend jumlah kasus DBD mempunyai hubungan negatif dengan ketinggian wilayah kecamatan dan jumlah DBD mempunyai hubungan yang positif dengan kepadatan penduduk. Sementara itu hubungan antara jumlah kasus DBD dengan jumlah tenaga kesehatan (nakes) tidak terlalu Nampak.



Gambar 2: Scatterplot variabel respon dan variabel prediktor

3.3 Model CAR-BYM

Tahap awal yang penting sebelum melakukan pemodelan, khususnya yang melibatkan variabel prediktor yang lebih dari 1, adalah identifikasi apakah terjadi multikolinear atau tidak. Multikolinear adalah hubungan linier antar variabel prediktor. Deteksi multikolinear dapat dideteksi dengan *variance inflation factor* (VIF), hasil uji multikolinear disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1: Nilai VIF variabel prediktor

Variabel prediktor	VIF
Kepadatan	1,421
Nakes	1,446
Ketinggian	1,021

Berdasarkan Tabel 1, maka dapat disimpulkan bahwa antar variabel prediktor tidak terjadi multikolinear karena nilai VIF kurang dari 10. Berikutnya adalah pemodelan dengan CAR-BYM dan pemetaan *relative risk* (RR). Pada pemodelan distribusi RR yang perlu disiapkan adalah file SHP dari wilayah yang akan dianalisis

datanya, dalam penelitian ini digunakan file SHP Kabupaten Ciamis. Kabupaten Ciamis terdiri dari 27 kecamatan.

Berdasarkan hasil deteksi multikolinear pada variabel prediktor, selanjutnya model CAR-BYM dibentuk. Software yang digunakan untuk membentuk model CAR-BYM adalah software R.4.1.0. Hasil outputnya disajikan pada table 2.

Tabel 2: Model CAR-BYM dengan estimasi Bayesian

Koeffisien	Median	2,50%	97,50%	n,effective	Geweke,diag
(Intercept)	0,2514	-0,4553	1,0594	16,7	0,8
Kepadatan	0,0012	0,0007	0,0018	7,9	-1,3
Nakes	-0,0675	-0,0959	-0,0191	7,5	-0,7
Ketinggian	-0,0011	-0,003	0,0004	7,7	1,7
tau2	0,0207	0,0036	0,159	86,2	0,8
sigma2	0,5295	0,2891	1,0312	128,2	1,3

DIC = 197.2032 p.d = 27.03264 LMPL = -129.02

Berdasarkan Tabel 2, dapat dilihat bahwa antara kepadat penduduk dan jumlah kasus DBD mempunyai hubungan yang positif, artinya bahwa kepadatan penduduk yang tinggi memungkinkan terjadinya penularan kasus DBD yang cepat sehingga jumlah kasus menjadi banyak. Hal ini berarti bahwa setiap kenaikan kepadatan penduduk sebesar satu satuan maka berkontribusi terhadap penambahan kasus DBD sebesar 0,0012 satuan.

Hubungan antara kasus DBD dan nakes negatif, disini dapat diartikan bahwa pemberian penyuluhan akan pentingnya menjaga lingkungan agar tidak memberikan peluang nyamuk berkembang cukup baik. Namun demikian perlu di perhatikan pula bahwa kesadaran masyarakat terhadap hasil penyuluhan tentu menjadi sangat penting. Setiap penambahan tenaga kesehatan (nakes) satu satuan, maka akan menurunkan jumlah kasus DBD sebesar 0,0675 satuan.

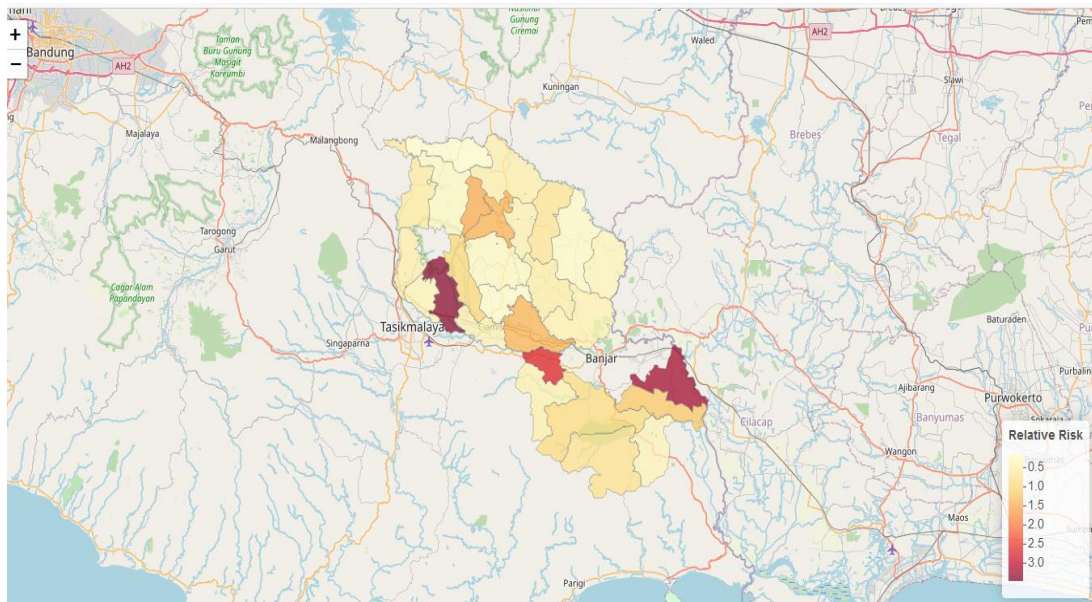
Ketinggian dan kasus DBD mempunyai hubungan negatif, yang artinya bahwa perkembangan dan penularan di wilayah yang tinggi lebih kecil dibandingkan dengan wilayah yang lebih rendah. Hasil ini selaras sebelumnya dimana korelasi antara ketinggian tempat dan kedua indeks jentik yang diteliti menunjukkan adanya hubungan bersifat terbalik antara ketinggian tempat dengan *House Index*, *Container Index* dan *Pupae Index* (Hendri et al., 2015a). Dalam penelitian ini menunjukkan bahwa setiap penambahan ketinggian (dpl) satu satuan akan menurunkan jumlah kasus DBD sebesar 0,0011 satuan.

Nilai prediksi dan RR untuk setiap kecamatan dari hasil pemodelan dengan CAR-BYM disajikan pada Tabel 3. Untuk memudahkan dalam mengambil informasi, selanjutnya nilai-nilai RR disajikan dalam peta Kabupaten Ciamis (Gambar 3). Gambar 3 merupakan sajian nilai RR dalam bentuk Map. Informasi nilai RR dari Gambar 3 terlihat lebih cepat ketika akan diidentifikasi wilayah mana saja dengan RR

yang paling tinggi sampai paling rendah. Berdasarkan informasi pada Gambar 1, dapat dilihat bahwa Kecamatan Cijengjing mempunyai warna yang paling gelap degradasinya, dan begitu juga dengan Kecamatan Ciamis. Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat secara numerik bahwa kedua kecamatan ini mempunyai RR di atas 3. Nilai RR kecamatan Cijeungjing dan Ciamis berturut-turut 3,449 dan 3,240. Apabila dihubungkan dengan jumlah kasus DBD, ternyata kedua kecamatan ini mempunyai kasus DBD yang sangat tinggi, dimana masing-masing adalah 222 untuk Kecamatan Cijengjing dan 382 untuk Kecamatan Ciamis.

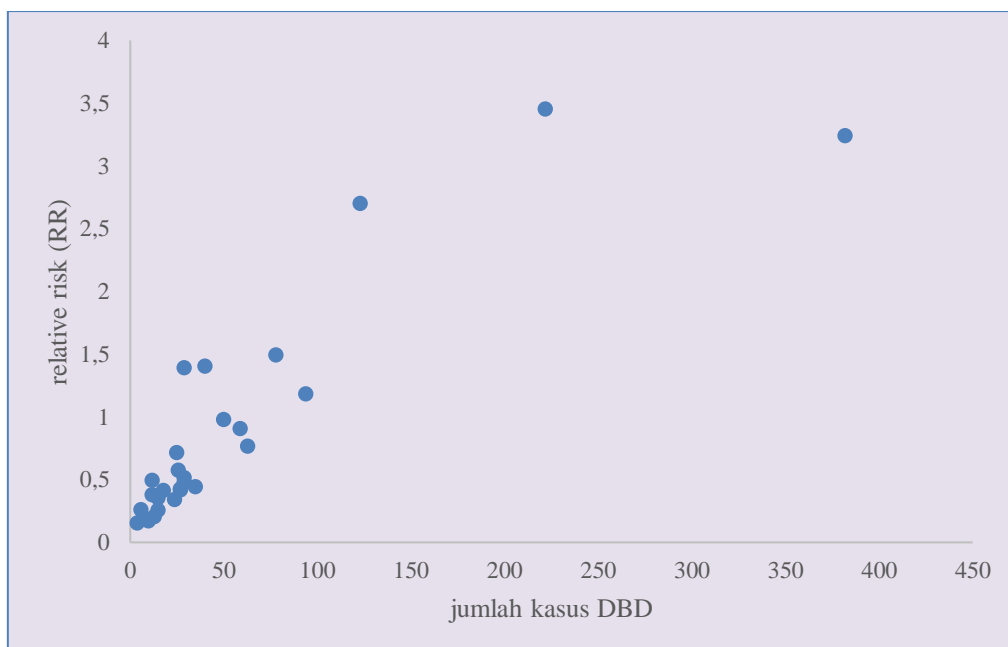
Tabel 3: Jumlah kasus, nilai prediksi, dan RR disetiap kecamatan

No	Kecamatan	DBD_Aktual	DBD_prediksi	RR
1	Banjarsari	63	63,061	0,763
2	Banjaranyar	15	16,839	0,352
3	Lakbok	10	11,345	0,168
4	Purwadadi	18	19,281	0,410
5	Pamarican	35	35,767	0,439
6	Cidolog	12	11,618	0,492
7	Cimaragas	29	26,953	1,389
8	Cijeungjing	222	218,869	3,449
9	Cisaga	123	120,947	2,697
10	Tambaksari	6	6,675	0,259
11	Rancah	27	28,071	0,414
12	Rajadesa	27	27,066	0,425
13	Sukadana	40	38,774	1,402
14	Ciamis	382	382,594	3,240
15	Baregbeg	78	78,486	1,491
16	Cikoneng	59	59,657	0,903
17	Sindangkasih	29	29,107	0,473
18	Cihaurbeuti	15	15,73	0,254
19	Sadananya	26	26,334	0,574
20	Cipaku	94	93,354	1,181
21	Jatinagara	25	24,043	0,714
22	Panawangan	13	12,560	0,203
23	Kawali	50	49,008	0,975
24	Lumbung	12	13,845	0,379
25	Panjalu	29	28,484	0,514
26	Sukamantri	4	4,440	0,153
27	Panumbangan	24	24,661	0,340



Gambar 3: Pemetaan pola persebaran kasus DBD berdasarkan nilai RR di Kabupaten Ciamis

Lebih lanjut plot antara nilai-nilai RR dan jumlah kasus DBD di setiap kecamatan, disajikan pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4, dapat terlihat bahwa Nilai RR di setiap kecamatan mempunyai kecenderungan yang proporsional terhadap jumlah kasus DBD, kecuali untuk beberapa kasus seperti Kecamatan Cijeungjing dan Ciamis. Kecamatan Cijengjing dengan dengan kasus DBD 222 mempunyai nilai RR yang lebih besar dibandingkan dengan Kecamatan Ciamis dengan kasus DBD 382.



Gambar 4: Scatterplot RR dan jumlah kasus DBD di setiap kecamatan

4. Simpulan dan Saran

Hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa jumlah kasus DBD dengan ketinggian berbanding terbaik dan jumlah DBD kepadatan penduduk berbanding lurus, sementara itu hubungan jumlah kasus DBD tenaga kesehatan (nakes) belum nampak jelas.

Berdasarkan model CAR-BYM diperoleh koefisien kepadatan, nakes dan ketinggian berturut-turut 0,0012, -0,0675, dan -0,0011. Hal ini berarti bahwa setiap kenaikan kepadatan penduduk sebesar satu satuan maka berkontribusi terhadap penambahan kasus DBD sebesar 0,0012 satuan. Setiap penambahan tenaga kesehatan (nakes) satu satuan, maka akan menurunkan jumlah kasus DBD sebesar 0,0675 satuan. Setiap penambahan ketinggian (dpl) satu satuan akan menurunkan jumlah kasus DBD sebesar 0,0011 satuan.

Kecamatan Cijengjing mempunyai warna yang paling gelap degradasinya, dan begitu juga dengan Kecamatan Ciamis, nilai RR di kedua kecamatan tersebut berturut-turut adalah 3,449 dan 3,240. Nilai RR kedua kecamatan tersebut jauh melebihi nilai ekspektasi.

Ucapan Terima Kasih.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Jenderal Soedirman melalui Hibah Penelitian Dasar.

Daftar Pustaka

- Banerjee, S, Carlin, B. P., & Gelfand, A. E. (2014). *Hierarchical modeling and analysis for spatial data*. CRC press.
- Besag, J., & Kooperberg, C. (1995b). On conditional and intrinsic autoregressions. *Biometrika*, 82(4): 733–746.
- Cheng, Y.-J., Norris, J., Bao, C.-J., Liang, Q., Hu, J.-L., Wu, Y., ... others. (2012). Geographical information systems-based spatial analysis and implications for syphilis interventions in Jiangsu province, People's Republic of China. *Geospatial Health*, 7(1): 63–72.
- Cressie, N A. (1993). *Statistics for spatial data*. New York: John Willy and Sons. Inc.
- Feng, W., Lim, C. Y., Maiti, T., & Zhang, Z. (2016b). Spatial regression and estimation of disease risks: A clustering-based approach. *Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal*, 9(6): 417–434.
- Gaetan, C., & Guyon, X. (2010b). *Spatial statistics and modeling* (Vol. 90). Springer.
- Han, X., & Lee, L. (2013b). Bayesian estimation and model selection for spatial Durbin error model with finite distributed lags. *Regional Science and Urban Economics*, 43(5): 816–837.

- Hendri, J., Santya, R. N. R. E., & Prasetyowati, H. (2015b). Distribusi dan kepadatan vektor demam berdarah dengue (DBD) berdasarkan ketinggian tempat di Kabupaten Ciamis Jawa Barat. *Indonesian Journal of Health Ecology*, 14(1): 17–28.
- Hendricks, J., & Neumann, C. (2020b). A Bayesian approach for the analysis of error rate studies in forensic science. *Forensic Science International*, 306: 110047.
- Ibrahim, J. G., Chen, M.-H., Sinha, D., Ibrahim, J., & Chen, M. (2001). *Bayesian survival analysis* (Vol. 2). Springer.
- Lawson, A. B. (2018b). *Bayesian disease mapping: hierarchical modeling in spatial epidemiology*. Chapman and Hall/CRC.
- MacNab, Y. C., Farrell, P. J., Gustafson, P., & Wen, S. (2004b). Estimation in Bayesian disease mapping. *Biometrics*, 60(4): 865–873.
- McCullagh, P., & Nelder, J. (1989a). *Generalized linear models* (Vol. 37) CRC press.
- Nelson, T. A., & Boots, B. (2008). Detecting spatial hot spots in landscape ecology. *Ecography*, 31(5): 556–566.
- Obaromi, D. (2019b). Spatial modelling of some conditional autoregressive priors in a disease mapping model: the Bayesian approach. *Biomedical Journal of Scientific & Technical Research*, 14(3).
- Srinivasan, R., & Venkatesan, P. (2014b). Bayesian random effects model for disease mapping of relative risks. *Ann Biol Res*, 5(1): 23–31.
- Stern, H. S., & Cressie, N. (2000b). Posterior predictive model checks for disease mapping models. *Statistics in Medicine*, 19(17–18): 2377–2397.
- Zhi-Hang, P., Yue-Jia, C., Reilly, K. H., Lu, W., Qian-Qian, Q., Zheng-Wei, D., ... others. (2011). Spatial distribution of HIV/AIDS in Yunnan province, People's Republic of China. *Geospatial Health*, 5(2): 177–182.