



## Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian di Provinsi Jawa Barat Tahun 2023 Menggunakan Metode GLM Negative Binomial dengan Pendekatan INLA

<u>INFO PENULIS</u>	<u>INFO ARTIKEL</u>
Chalisa Salsabila Universitas Pertahanan <a href="mailto:chalisasbl2007@gmail.com">chalisasbl2007@gmail.com</a>  Anggit Naufal Nararya Fawwaz Tyaga Universitas Pertahanan <a href="mailto:anggitadicandra@gmail.com">anggitadicandra@gmail.com</a>	ISSN: 2963-8933 Vol. 6, No. 1, April 2026 <a href="http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajpp">http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajpp</a>
© 2026 Arden Jaya Publisher All rights reserved	

### *Saran Penulisan Referensi*

Salsabila, C., & Tyaga, A. N. N. F. (2026). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian di Provinsi Jawa Barat Tahun 2023 Menggunakan Metode GLM Negative Binomial dengan Pendekatan INLA. *Arus Jurnal Psikologi dan Pendidikan*, 6 (1), 614-620.

### **Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan faktor-faktor sosial ekonomi dan kesehatan yang memengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Barat tahun 2023 menggunakan pendekatan Generalized Linear Model (GLM) dengan distribusi Negative Binomial dan metode Bayesian Integrated Nested Laplace Approximation (INLA). Data yang digunakan mencakup 27 kabupaten/kota dengan delapan variabel penjelas, yaitu Tablet Tambah Darah, Kemiskinan, BPJS PBI, Pengangguran, Merokok, Keluhan Kesehatan, TBC, dan DBD. Analisis deskriptif menunjukkan adanya overdispersi (variansi lebih besar daripada rata-rata), sehingga model Poisson kurang sesuai. Hasil perbandingan model menunjukkan bahwa GLM Negative Binomial memiliki performa lebih baik dibandingkan Poisson, dan model INLA Negative Binomial menghasilkan nilai DIC terendah (229,93) dibandingkan Poisson (307,01), sehingga dipilih sebagai model terbaik. Secara substantif, variabel DBD berpengaruh negatif dan signifikan terhadap jumlah kematian ibu, yang secara kontekstual mencerminkan peran sistem surveilans dan kualitas layanan kesehatan daerah. Variabel kemiskinan dan pengangguran menunjukkan arah positif terhadap kematian ibu, sedangkan Tablet Tambah Darah dan BPJS PBI menunjukkan arah negatif. Hasil ini menegaskan bahwa pendekatan Bayesian-INLA efektif untuk menganalisis data count yang bersifat overdispersi serta memberikan estimasi yang lebih stabil dalam studi mortalitas regional.

**Kata Kunci:** Kematian ibu, Negative Binomial, INLA, Overdispersi, Jawa Barat

### Abstract

This study aims to model socio-economic and health-related factors influencing maternal mortality in West Java in 2023 using a Generalized Linear Model (GLM) with a Negative Binomial distribution and a Bayesian Integrated Nested Laplace Approximation (INLA) approach. The dataset covers 27 districts/cities and includes eight explanatory variables: Iron Supplementation (Tablet Tambah Darah), Poverty, BPJS-PBI (government-funded health insurance), Unemployment, Smoking, Health Complaints, Tuberculosis (TB), and Dengue Hemorrhagic Fever (DHF). Descriptive analysis revealed overdispersion (variance exceeding the mean), indicating that the Poisson model was inadequate. Model comparison results show that the Negative Binomial GLM outperformed the Poisson model, and the INLA Negative Binomial model produced the lowest DIC value (229.93) compared to the Poisson model (307.01), making it the best-fitting model. Substantively, DHF exhibited a significant negative association with maternal mortality, which may reflect stronger disease surveillance systems and better regional healthcare services rather than a direct biological effect. Poverty and unemployment showed positive associations with maternal mortality, while iron supplementation and BPJS-PBI participation showed negative associations. These findings highlight that the Bayesian-INLA approach is effective for analyzing overdispersed count data and provides more stable parameter estimates in regional mortality studies.

**Key Words:** Maternal mortality, Negative Binomial, INLA, Overdispersion, West Java

## A. Pendahuluan

Kematian merupakan salah satu indikator penting untuk menggambarkan derajat kesehatan masyarakat dan kualitas pembangunan manusia di suatu wilayah. Angka kematian tidak hanya dipengaruhi oleh kondisi medis semata, tetapi juga oleh berbagai faktor sosial ekonomi, perilaku, serta ketersediaan layanan kesehatan (Ullah, Khan, & Xie, 2024). Di Indonesia, Provinsi Jawa Barat merupakan salah satu wilayah dengan jumlah penduduk tertinggi dan tingkat heterogenitas sosial yang besar, sehingga analisis terhadap determinan kematian menjadi penting untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan antarwilayah kabupaten/kota.

Berdasarkan data kematian Jawa Barat tahun 2023, terdapat variasi yang cukup tinggi antar kabupaten/kota. Beberapa daerah seperti Kabupaten Garut, Indramayu, dan Cianjur mencatat jumlah kematian yang relatif tinggi dibandingkan wilayah perkotaan seperti Kota Bandung atau Bekasi. Variasi ini menunjukkan bahwa faktor sosial, ekonomi, dan kesehatan kemungkinan berperan berbeda di setiap wilayah. Kondisi ini sejalan dengan temuan Nurhasanah, Jannah, & Barokah (2024) di Kabupaten Lebak, Provinsi Banten wilayah yang berbatasan langsung dengan Jawa Barat yang menunjukkan peningkatan kematian akibat penyakit menular seperti demam berdarah dengue (DBD). Penelitian tersebut menegaskan bahwa faktor lingkungan, perilaku masyarakat, dan kolaborasi pemerintah menjadi faktor penting yang memengaruhi angka kematian di tingkat daerah.

Selain penyakit menular, faktor nonmedis seperti kemiskinan, pengangguran, dan rendahnya akses jaminan kesehatan juga memengaruhi angka kematian (Kemenkes RI, 2023). Oleh karena itu, analisis kuantitatif diperlukan untuk memahami sejauh mana faktor-faktor tersebut berperan terhadap jumlah kematian antarwilayah di Jawa Barat.

Secara statistik, data jumlah kematian termasuk data hitungan (count data) yang sering kali menunjukkan gejala overdispersi, yakni varian yang lebih besar dibandingkan rata-rata (Yildirim et al., 2022). Pada kondisi ini, model regresi Poisson menjadi kurang tepat karena mengasumsikan varian sama dengan rata-rata. Sebagai alternatif, Generalized Linear Mode (GLM) dengan distribusi Negative Binomial menjadi pilihan yang lebih sesuai karena mampu mengakomodasikan overdispersi dengan menambahkan parameter dispersi (Lukman et al., 2024).

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan Bayesian INLA (Integrated Nested Laplace Approximation) semakin banyak digunakan untuk menganalisis data count dengan struktur spasial, karena menawarkan estimasi yang efisien tanpa memerlukan simulasi MCMC yang kompleks (Mutiso, 2022). Studi-studi terkini menunjukkan bahwa kombinasi GLM Negative Binomial dan pendekatan INLA mampu menghasilkan estimasi yang stabil serta mempertimbangkan variasi lokal antarwilayah (Lee et al., 2022; Tesema et al., 2023).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memodelkan faktor-faktor sosial ekonomi dan kesehatan yang memengaruhi jumlah kematian di Provinsi Jawa Barat tahun 2023 menggunakan metode GLM Negative Binomial dengan pendekatan INLA. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran spasial mengenai faktor-faktor penyebab kematian di tingkat kabupaten/kota serta menjadi masukan bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan kesehatan berbasis bukti.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, terdapat beberapa permasalahan penelitian yang perlu dijawab, yaitu apakah faktor sosial ekonomi dan kesehatan seperti kemiskinan, pengangguran, perilaku merokok, serta keluhan kesehatan berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian di Provinsi Jawa Barat tahun 2023; apakah variabel kesehatan seperti pemberian Tablet Tambah Darah, kepesertaan BPJS PBI, kasus TBC, dan DBD memiliki hubungan negatif terhadap jumlah kematian pada setiap kabupaten/kota; serta apakah model Generalized Linear Model (GLM) Negative Binomial dengan pendekatan Integrated Nested Laplace Approximation (INLA) mampu menjelaskan variasi jumlah kematian secara lebih baik dibandingkan model Poisson konvensional.

## B. Metodologi

### 1. Model Poisson

Sebagai perbandingan awal, model Poisson GLM didefinisikan sebagai :

$$y_i \sim \text{Poisson}(\mu_i), \quad \log(\mu_i) = \beta_0 + \sum_{k=1}^8 \beta_k x_{ki}$$

Model Poisson mengasumsikan  $\text{Var}(y_i) = \mu_i$ , sehingga tidak cocok bila ada overdispersion.

### 2. Model Negative Binomial

Untuk mengatasi overdispersion, model Negative Binomial (NB) spesifikasinya :

$$y_i \sim \text{NB}(\mu_i, k), \quad \log(\mu_i) = \beta_0 + \sum_{k=1}^8 \beta_k x_{ki}$$

Dengan parameter  $k$  (kerap disebut *size* atau *dispersion*). Untuk parametrisasi yang umum:

$$\text{Var}(y_i) = \mu_i + \frac{\mu_i^2}{k}$$

### 3. Model Bayesian Negative Binomial dengan INLA

Kerangka Bayesian via INLA digunakan untuk efisiensi estimasi dan perhitungan ketidakpastian. Spesifikasi model:

Likelihood

$$y_i | \mu_i, k \sim \text{NB}(\mu_i, k)$$

Linear predictor

$$\eta_i = \log(\mu_i) = \beta_0 + \sum_{k=1}^8 \beta_k x_{ki} + u_i$$

Di sini  $u_i$  adalah komponen laten. Jika model tidak memasukkan struktur spasial laten tambahan maka  $u_i = 0$ . Jika kamu ingin menambahkan efek spasial (mis. CAR/ICAR), maka

$$u_i = \phi_i \text{ dengan } \phi \sim \text{ICAR}(\tau_\phi)$$

Yang memungkinkan korelasi spasial antar wilayah. (catatan : untuk menambahkan komponen spasial, diperlukan matriks adjacency/w file shapefile dan daftar tetangga).

Priors (saran umum yang aman)

- $\beta_0, \beta_k \sim N(0, 10^6)$  (prior normal lemah informasi) atau  $N(0, 100)$  untuk stabilitas.
- Untuk hyperparameter ukuran NB(INLA memakai parametrisasi  $\text{size} = 1/\text{overdispersion}$ ): gunakan prior default INLA atau prior penalized complexity (PC) jika diinginkan, mis. PC

prior untuk precision. Jika ada komponen spasial ICAR, gunakan PC prior untuk precision  $\tau_{\phi}$ .

Tujuan : estimasi posterior  $\pi(\beta|data)$ ,  $\pi(k|data)$  dan perbandingan model via DIC/WAIC/marginal log-likelihood/CPO)

#### 4. Kriteria Pemilihan Model dan Validasi

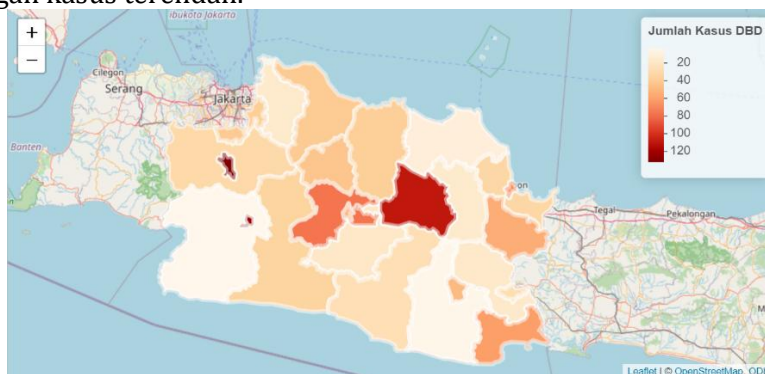
- DIC (Deviance Information Criterion): model dengan DIC lebih rendah dipilih. (Pada hasilmu : NB-INLA DIC  $\approx$  229.93 vs Poisson-INLA DIC  $\approx$  307.01 -> ND-INLA lebih baik.
- Marginal log-likelihood : nilai yang lebih tinggi menunjukkan model yang lebih baik.
- CPO (Conditional Predictive Ordinate) dan PIT : pemeriksaan prediktif dan pengamatan outlier.
- Konvergensi & diagnostik : periksa SD posterior parameter, credible interval tidak lebar ekstrem; periksa residual deviance / plot residual vs fitted; pemeriksaan overdispersion tersisa.

### C. Hasil dan Pembahasan

Dari penelitian mencakup 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat tahun 2023 dengan variabel utama jumlah matian ibu sebagai respon, serta delapan variabel penjelas: *Tablet Tambah Darah, Kemiskinan, BPJS PBI, Pengangguran, Merokok, Keluhan Kesehatan, TBC, dan DBD*.

Rata-rata jumlah kematian ibu sebesar 29,19 kasus per kabupaten/kota dengan variansi 421,39, menunjukkan adanya overdispersi ( $var \gg mean$ ), sehingga model Poisson tidak sesuai dan perlu pendekatan *Negative Binomial*.

Gambar 1 menampilkan peta sebaran jumlah kasus DBD di Jawa Barat tahun 2023. Warna merah menunjukkan jumlah kasus tertinggi, sedangkan warna kuning muda menunjukkan daerah dengan kasus terendah.



**Gambar 1.** Peta Sebaran Kasus DBD di Jawa Barat tahun 2023

Dari peta terlihat bahwa Kabupaten Garut, Bandung, dan Tasikmalaya memiliki jumlah kasus DBD tertinggi ( $> 100$  kasus), sedangkan wilayah dengan kasus rendah terdapat di bagian barat daya seperti Kabupaten Sukabumi dan Cianjur. Pola ini memperlihatkan heterogenitas spasial yang cukup jelas antarwilayah, yang kemudian dianalisis secara statistik dalam model regresi.

Nilai VIF seluruh variabel berkisar antara 1,37-3,09 ( $< 10$ ) sehingga tidak terdapat masalah multikolinearitas serius. Korelasi antarvariabel relatif rendah hingga sedang. Korelasi antara kematian ibu ( $y$ ) dan variabel DBD ( $x_8$ ) sebesar -0,39 menunjukkan hubungan negatif moderat.

Model Poisson menghasilkan *Residual Deviance* 158,22 dan *AIC* = 309,37. Nilai ini turun signifikan pada model *Negative Binomial* (*Residual Deviance* = 28,84; *AIC* = 229,10), menegaskan adanya overdispersi. Pada model Poisson hampir semua variabel signifikan, namun pada model *Negative Binomial* hanya variabel DBD ( $x_8$ ) tetap signifikan ( $p = 0,00086$ ).

Koefisien DBD = -0.0117 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu kasus DBD berkaitan dengan kenaikan rata-rata jumlah kematian ibu sebesar 1,1% ( $\frac{1,1}{100}$ ). Secara statistik hubungan ini signifikan, namun arah negative memerlukan interpretasi kontekstual. Model INLA Poisson memiliki DIC = 307,01, sedangkan model INLA *Negative Binomial* memiliki DIC = 229,93 – menunjukkan peningkatan ketepatan model yang substansial.

Variabel	Mean ( $\beta$ )	SD	95% CI	95% CI	Interpretasi
Intercept	3.954	2.494	-0.96	8.91	Rata-rata
x <sub>1</sub> Tablet Tambah	-0.011	0.014	-0.040	0.018	Efek
x <sub>2</sub> Kemiskinan	0.083	0.058	-0.031	0.198	Efek positif
x <sub>3</sub> BPJS PBI	-0.026	0.020	-0.065	0.012	Efek
x <sub>4</sub> Pengangguran	0.149	0.108	-0.063	0.366	Efek positif
x <sub>5</sub> Merokok	0.022	0.057	-0.091	0.134	Tidak
x <sub>6</sub> Keluhan	-0.016	0.032	-0.078	0.047	Tidak
x <sub>7</sub> TBC	0.002	0.025	-0.048	0.050	Tidak
x <sub>8</sub> DBD	-0.012	0.004	-0,020	0.004	Signifikan

**Tabel 1.** Tabel Besar Nilai Interpretasi Variabel X dengan Kematian Ibu

Model INLA memberikan *marginal likelihood* = - 167,46, lebih tinggi daripada model Poisson (-214,58), sehingga dipilih sebagai model terbaik.

Hasil ini menunjukkan bahwa:

1. Variabel DBD berpengaruh signifikan negative terhadap jumlah kematian ibu. Hal ini secara statistik berarti wilayah dengan kasus DBD tinggi justru memiliki jumlah kematian ibu lebih rendah.

Fenomena ini tidak sejalan dengan studi klinis seperti *Paixao et al., 2018* dan *Rathore et al., 2022* yang menemukan bahwa infeksi DBD selama kehamilan meningkatkan risiko komplikasi dan kematian maternal.

Namun, pada tingkat agregasi kabupaten/kota, hubungan negatif ini mungkin disebabkan oleh:

- Efek sistem kesehatan : daerah dengan pelaporan DBD aktif umumnya memiliki fasilitas kesehatan dan sistem surveilans baik, yang juga menurunkan kematian ibu.
  - Perbedaan populasi : daerah padat seperti Bandung dan Garut melaporkan banyak kasus DBD karena penduduk besar, tetapi memiliki layanan maternal lengkap sehingga kasus dapat ditangani dengan cepat dan tepat.
  - Bias laporan : kabupaten dengan pelaporan DBD baik belum tentu memiliki pelaporan kematian ibu lengkap.
  - Efek spasial : belum dimasukkan komponen spasial (CAR/ICAR); kemungkinan pola spasial memengaruhi tanda koefisien.
2. Faktor sosial ekonomi seperti kemiskinan dan pengangguran menunjukkan arah positif sesuai teori, meski belum signifikan secara statistik; artinya peningkatan kemiskinan cenderung menaikkan angka kematian ibu. Faktor kemiskinan bisa memungkinkan meningkatkan angka kematian ibu dikarenakan penderita berpotensi tinggal di lingkungan kumuh atau bahkan tidak memiliki tempat tinggal sehingga banyaknya potensi terjangkit penyakit DBD dan juga minimnya biaya yang dimiliki untuk melakukan pengobatan berpengaruh besar terhadap faktor penyebab kematian ibu.
  3. Program kesehatan (Tablet Tambah Darah, BPJS PBI) menunjukkan pengaruh negatif terhadap kematian ibu – konsisten dengan teori bahwa akses layanan dan gizi meningkatkan keselamatan ibu. Tablet tambah darah berperan untuk mengurangi potensi penyakit anemia terutama pada ibu hamil dikarenakan berpotensi mengalami pendarahan semasa hamil atau bahkan pendarahan hebat saat melahirkan dan BPJS PBI merupakan BPJS yang biayanya ditanggung oleh pemerintah sehingga masyarakat yang kurang mampu pun bisa mendapatkan fasilitas kesehatan yang memadai ketika terjangkit suatu penyakit.

Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian *Nurhasanah et al.(2024)* Kabupaten Lebak, Banten, yang menemukan peningkatan kasus DBD berasosiasi dengan perubahan perilaku kesehatan masyarakat dan sistem respons kesehatan daerah. Perbedaan arah pengaruh terhadap kematian ibu di Jawa Barat menunjukkan bahwa faktor sistem pelayanan kesehatan berperan lebih besar dibandingkan beban penyakit itu sendiri pada tingkat kabupaten.

Hasil ini juga menegaskan perlunya analisis spasial hierarki untuk menangkap heterogenitas antarwilayah (Mutiso, 2022; Tesema et al., 2023). Model INLA Negative Binomial terbukti memberikan DIC paling rendah (229,93) sehingga direkomendasikan sebagai pendekatan terbaik dalam studi mortalitas regional yang bersifat count dan overdispersi.

Temuan ini menunjukkan bahwa penggunaan pendekatan Bayesian-INLA mampu memberikan hasil yang lebih stabil dibandingkan model klasik GLM Poisson. Metode ini memperhitungkan ketidakpastian parameter secara eksplisit melalui distribusi posterior,

sehingga memberikan estimasi yang lebih realistis terutama pada ukuran sampel kecil seperti data tingkat kabupaten/kota (Rue et al., 2017; Krainski et al., 2022)

Selain itu, perbandingan nilai DIC antara model menunjukkan bahwa model *INLA Negative Binomial* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menjelaskan variasi jumlah kematian ibu di Jawa Barat. Perbedaan DIC yang cukup besar antara model Poisson (307,01) dan Negative Binomial (229,92) menunjukkan bahwa variasi acak antarwilayah signifikan dan tidak dapat diabaikan.

Secara substantif, pengaruh DBD yang negative dan signifikan menunjukkan adanya paradoks kesehatan daerah. Daerah dengan angka pelaporan DBD tinggi sering kali memiliki sistem surveilans penyakit yang lebih kuat, termasuk fasilitas pelayanan kesehatan yang lebih memadai dan cakupan pelaporan kematian yang lebih akurat. Hal ini sejalan dengan temuan *Mutiso (2022)* yang menekankan bahwa kinerja sistem kesehatan daerah memediasi hubungan antara penyakit menular dan outcome kesehatan reproduksi.

Selanjutnya, hubungan positif antara kemiskinan dan pengangguran dengan kematian ibu memperkuat hasil penelitiannya *Ullah et al. (2024)* dan *Khumairah et al. (2023)* yang menunjukkan bahwa faktor sosial ekonomi tetap menjadi determinan kuat mortalitas maternal di negara berkembang. Rendahnya pendapatan dan tingginya tingkat pengangguran berdampak pada rendahnya akses layanan kesehatan maternal dan gizi yang buruk selama kehamilan.

Sementara itu, variabel Tablet Tambah Darah dan BPJS PBI menunjukkan arah hubungan negatif terhadap kematian ibu, menandakan efektivitas intervensi pemerintah dalam meningkatkan status gizi ibu hamil dan memperluas akses pelayanan kesehatan. Hasil ini konsisten dengan temuan *Sulastri et al. (2022)* yang menyatakan bahwa cakupan konsumsi Tablet Tambah Darah dan kepesertaan JKN berpengaruh terhadap risiko komplikasi kehamilan.

#### D. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Barat tahun 2023 dengan menggunakan pendekatan Generalized Linear Model (GLM) dan Bayesian Integrated Nested Laplace Approximation (INLA) pada distribusi Negative Binomial. Data yang digunakan meliputi delapan variabel penjelas yang merepresentasikan aspek sosial-ekonomi dan kesehatan masyarakat, yaitu Tablet Tambah Darah, Kemiskinan, BPJS PBI, Pengangguran, Merokok, Keluhan Kesehatan, TBC, dan DBD.

Hasil analisis deskriptif menunjukkan adanya overdispersi (variansi data jauh lebih besar daripada rata-rata), sehingga model Poisson tidak sesuai. Model GLM Negative Binomial dan INLA Negative Binomial digunakan untuk mengatasi permasalahan ini. Dari hasil estimasi, diperoleh bahwa model INLA Negative Binomial memberikan nilai DIC paling rendah (229,93), menunjukkan performa terbaik dalam menjelaskan variasi jumlah kematian ibu antarwilayah.

Secara umum, variabel DBD ( $x_8$ ) menunjukkan pengaruh negative yang signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Hal ini diinterpretasikan bukan sebagai pengaruh biologis langsung, melainkan mencerminkan bahwa daerah dengan tingkat pelaporan DBD yang tinggi memiliki sistem kesehatan dan surveilans yang lebih baik, sehingga mampu menekan angka kematian ibu. Temuan ini menunjukkan pentingnya memperkuat sistem pencatatan penyakit menular dan pelayanan kesehatan masyarakat sebagai indikator tidak langsung dari kualitas sistem kesehatan daerah.

Selain itu, variabel kemiskinan ( $x_2$ ) dan pengangguran ( $x_4$ ) berpengaruh positif terhadap kematian ibu, menegaskan bahwa faktor sosial ekonomi tetap menjadi determinan utama mortalitas maternal. Daerah dengan tingkat kemiskinan dan pengangguran tinggi cenderung memiliki akses layanan kesehatan rendah, gizi yang buruk, dan keterbatasan dalam pemanfaatan fasilitas kesehatan. Sebaliknya, BPJS PBI ( $x_3$ ) dan Tablet Tambah Darah ( $x_1$ ) menunjukkan arah negatif terhadap kematian ibu, yang menandakan efektivitas program intervensi kesehatan seperti jaminan kesehatan nasional dan suplementasi gizi bagi ibu hamil.

Dari data spasial, peta sebaran DBD memperlihatkan bahwa wilayah dengan kasus DBD tinggi cenderung memiliki angka kematian ibu yang lebih rendah, memperkuat hasil model bahwa hubungan DBD dan kematian ibu bersifat spasial tidak langsung. Pola ini mencerminkan adanya heterogenitas antarwilayah yang tidak hanya disebabkan oleh faktor penyakit, tetapi juga oleh kualitas infrastruktur kesehatan, sosial ekonomi, dan karakteristik populasi.

Secara metodologis, penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan Bayesian-INLA dengan distribusi Negative Binomial merupakan metode yang efisien dan akurat untuk menganalisis data kematian ibu yang bersifat count dan overdispersi. INLA mampu memberikan estimasi yang stabil dan mempertimbangkan ketidakpastian parameter melalui distribusi posterior.

## E. Referensi

- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. (2023). Profil Kesehatan Indonesia 2023. Diterbitkan di Jakarta oleh Pusat Data dan Informasi Kemenkes RI.
- Lee, S. A., dan rekan-rekan. (2022). Kerangka Pemodelan Bayesian untuk Mengukur Berbagai Hasil Kesehatan dalam Epidemiologi Spasial. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(17), 10942.
- Lukman, A. F., Albalawi, O., Arashi M., Allohibi, J., Atiah, A., & Farghali, R. (2024). Regresi Binomial Negatif yang Kuat Melalui Strategi Kibria Lukman: Metodologi dan Penerapan. *Mathematics*, 12(18), 2929. <https://doi.org/10.3390/math12182929>
- Mutiso, F. (2022). Regresi Binomial Negatif Bayesian dengan Dispersi yang Bervariasi Spasial. *Spatial Statistics*, 49, 100588. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2022.100588>
- Nurhasanah, S., Jannah, M., & Barokah, S. (2024). Kajian Kematian Karena Demam Berdarah Dengue di Kabupaten Lebak, Banten. *Socius*: <https://doi.org/10.5281/zenodo.12596213>
- Tesema, G, A., Tessema, Z. T., Heritier, S., Stirling, R. G., & Earnest, A. (2023). Tinjauan Sistematis Model Spasial dan Spatiotemporal Bersama dalam Penelitian Kesehatan. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(7), 5295. <https://doi.org/10.3390/ijerph20075295>
- Ullah, S., Khan, M. A., & Xie, T. (2024). Kinerja GLM Binomial Negatif dalam Statistik Pemindaian Spasial: Studi Kasus Berat Lahir Rendah di Pakistan. *Geospatial Health*, 19(2), 1313. <https://doi.org/10.4081/gh.2024.1313>
- Yidirim, G., Kaciranlar, S., & Yilidirim, H. (2022). Model Regresi Poisson dan Binomial Negatif untuk Data yang Mengandung Nol Berlebih: Studi Eksperimental. *Communications Faculty of Sciences University of Ankara Series A1 Mathematics and Statistics*, 71(2), 601-615. <https://doi.org/10.31801/cfsuasmas.988880>