

Mapping the Persistent Danger Zones of Dengue Hemorrhagic Fever in Semarang City: A Spatio-Temporal Analysis Based on INLA

Natanael Anggit Wicaksono ^{1*}, Amiq Fahmi ^{2**}

* Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komuter, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang

** Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komuter Universitas Dian Nuswantoro, Semarang
111202214048@mhs.dinus.ac.id¹, amiq.fahmi@dsn.dinus.ac.id²

Article Info

Article history:

Received 2026-05-04

Revised 2026-05-18

Accepted 2026-05-25

Keyword:

Bayesian Spatial,
Dengue Hemorrhagic Fever,
Exceedance Probability,
INLA,
Spatial Spillover.

ABSTRACT

This study maps the spatio-temporal risk dynamics of Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) across 16 districts in Semarang City (2016–2025). Traditional epidemiological approaches using raw incidence rates often ignore spatial autocorrelation and struggle with overdispersion anomalies. To address this, we implemented a Hierarchical Bayesian framework using Integrated Nested Laplace Approximations (INLA) with a Negative Binomial distribution and a Besag-York-Mollié (BYM2) spatial architecture. We specified the spatial topology through a manually validated binary adjacency matrix to minimize subjectivity in defining regional boundaries. Our structured model improved computational performance significantly, reducing the Deviance Information Criterion (DIC) by 34.31% and the Root Mean Square Error (RMSE) by 15.30% compared to a baseline Poisson regression model. Using Geopandas and NetworkX for visualization, we identified Tembalang and Banyumanik districts as absolute Epicenter Nodes with an Exceedance Probability of 1.000. Spatial spillover network analysis demonstrated the propagation of epidemiological pressure from these epicenters to surrounding buffer zones, synchronized with the seasonal peak in the first quarter. This framework provides a precise computational foundation for vector control strategies, shifting from localized reactive approaches to preventive cluster mitigation.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Demam Berdarah Dengue (DBD) tetap menjadi ancaman kesehatan masyarakat yang menetap di wilayah urban tropis, dengan Kota Semarang sebagai salah satu titik fokus utama persebaran di Jawa Tengah [1], [2]. Karakteristik transmisi virus yang dibawa oleh vektor *Aedes aegypti* ini menunjukkan dinamika yang kompleks, di mana faktor kepadatan penduduk, mobilitas masyarakat, dan kondisi lingkungan antar kecamatan menciptakan pola risiko yang heterogen. Fluktuasi angka kejadian yang tajam selama periode 2016 hingga 2025 menegaskan bahwa pendekatan pengawasan konvensional belum cukup mampu memberikan gambaran risiko yang presisi untuk intervensi yang tepat sasaran.

Permasalahan mendasar dalam analisis epidemiologi tradisional terletak pada ketergantungan terhadap indikator *Incidence Rate* (IR) mentah. Pendekatan ini sering kali

mengabaikan autokorelasi spasial, di mana risiko di suatu wilayah sebenarnya memiliki keterkaitan erat dengan kondisi di wilayah tetangganya. Secara statistik, estimasi risiko pada wilayah dengan basis populasi kecil cenderung tidak stabil (*unstable rates*), yang berpotensi menyebabkan kesalahan identifikasi wilayah prioritas [3]. Selain itu, pemodelan regresi *Poisson* klasik sering kali gagal menangani fenomena *overdispersion* di mana varians kasus melampaui rata-rata historisnya akibat ledakan wabah sesaat. Pemisahan antara risiko yang bersifat acak (stokastik) dan risiko yang bersifat menetap (*persistent*) akibat karakteristik lokasi menjadi krusial namun sulit dicapai dengan metode regresi standar atau teknik interpolasi klasik seperti Kriging.

Sebagai solusi komputasional terhadap keterbatasan tersebut, pendekatan *Hierarchical Bayesian* melalui metode *Integrated Nested Laplace Approximations* (INLA) menawarkan kerangka kerja yang lebih efisien dan akurat [4].

Penelitian ini merancang model berbasis distribusi *Negative Binomial* untuk meredam anomali *overdispersion*. Dengan menggunakan arsitektur model Besag-York-Mollié (BYM2), analisis ini mampu melakukan dekomposisi efek acak menjadi komponen spasial terstruktur dan tidak terstruktur secara lebih jernih. Penggunaan INLA memungkinkan pemrosesan data *spatio-temporal* yang kompleks dengan kecepatan deterministik yang lebih unggul dibandingkan simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) tradisional, tanpa mengurangi reliabilitas hasil estimasi risiko relatifnya. Keberhasilan implementasi INLA dalam memetakan penyakit endemik telah dibuktikan dalam berbagai studi preseden, baik pada skala global [5] maupun dalam konteks regional di Indonesia [6], [7].

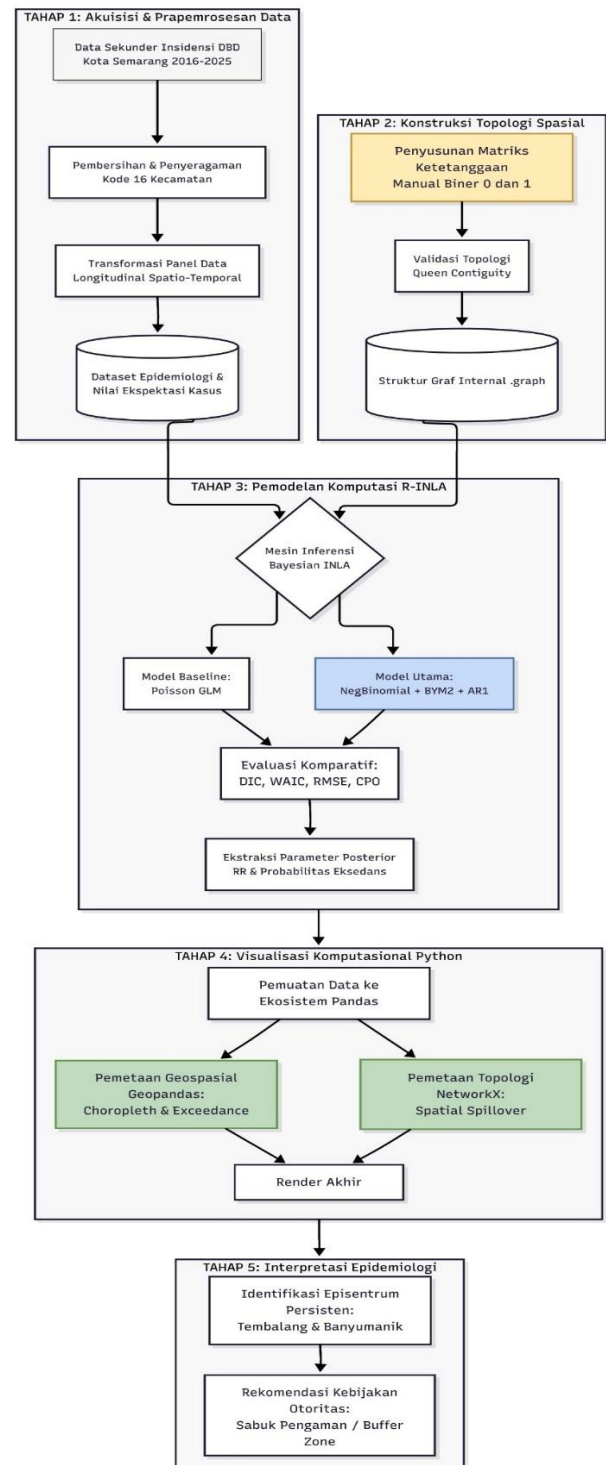
Penelitian ini bertujuan untuk merekonstruksi pemetaan risiko *spatio-temporal* DBD di 16 kecamatan Kota Semarang selama satu dekade terakhir. Kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada tiga pilar utama. Pertama, penerapan arsitektur komputasi hibrida (inferensi statistik R-INLA dipadukan dengan visualisasi programatis Python) untuk menjamin akurasi dan reproduksibilitas pemetaan. Kedua, pengembangan tipologi kewilayahan epidemiologi berbasis probabilitas eksedans yang mampu mengidentifikasi *hotspot* persisten dengan tingkat keyakinan statistik yang tinggi. Ketiga, introduksi analisis jejaring topologi (*spatial spillover network*) untuk melacak arah rambatan wabah dari wilayah episentrum ke wilayah penyangga. Hasil dari pemodelan ini mampu memberikan reduksi ketidakpastian data secara signifikan, dan diharapkan dapat menjadi landasan utama bagi *Decision Support System* (DSS) untuk perancangan kebijakan pencegahan DBD yang lebih adaptif, presisi, dan berbasis data wilayah yang akurat.

II. METODE

Penelitian ini mengusulkan kerangka kerja pemodelan *spatio-temporal* berbasis probabilistik untuk memetakan risiko kejadian penyakit endemik secara lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika ruang dan waktu. Alur penelitian terdiri atas lima tahapan utama, yaitu: (1) Akuisisi dan transformasi data, meliputi pengumpulan insidensi DBD Kota Semarang 2016–2025, pembersihan data, serta konstruksi panel data *longitudinal spatio-temporal*; (2) Konstruksi struktur graf spasial, melalui penyusunan matriks ketetanggaan biner dan validasi topologi *queen contiguity*; (3) Pemodelan komputasi Bayesian R-INLA, dengan model baseline Poisson GLM dan model utama NegBinomial + BYM2 + AR1, serta evaluasi komparatif menggunakan DIC, WAIC, RMSE, dan CPO; (4) Visualisasi hasil, mencakup pemetaan geospasial dengan Geopandas (*choropleth* dan *exceedance*), analisis *spillover* spasial dengan NetworkX, serta render akhir menggunakan Matplotlib; (5) Interpretasi kebijakan, berupa identifikasi episentrum persisten serta rekomendasi strategi intervensi berbasis *buffer zone* bagi otoritas kesehatan.

Gambar 1 memperlihatkan integrasi kelima tahapan

tersebut sebagai satu sistem analisis risiko endemis DBD yang komprehensif, terukur, dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data empirik.



Gambar 1. Arsitektur komputasi hibrida yang mengintegrasikan prapemrosesan data longitudinal (2016-2025), inferensi Bayesian R-INLA, generasi visualisasi Python, dan interpretasi epidemiologi.

A. Lokasi dan Akuisisi Data Longitudinal

Penelitian observasional retrospektif ini difokuskan di Kota Semarang, Provinsi Jawa Tengah, yang secara administratif terbagi menjadi 16 kecamatan. Pemilihan wilayah ini didasarkan pada signifikansi historisnya sebagai salah satu wilayah urban dengan tingkat fluktuasi kasus DBD tertinggi dan paling kompleks di kawasan pesisir utara Jawa. Karakteristik demografis berupa kepadatan penduduk yang tinggi dan heterogenitas infrastruktur antar-kecamatan menjadikan Kota Semarang sebagai lokus yang ideal untuk menguji keandalan pemodelan varians *spatio-temporal*.

Data yang dianalisis dalam penelitian ini bersifat longitudinal, mencakup periode pengamatan selama satu dekade penuh dari tahun 2016 hingga 2025. Data jumlah kasus insidensi (Y_{it}) diekstraksi secara eksklusif dari basis data sekunder Sistem Informasi Surveilans DBD Tunggal Dara (Bersatu Tanggulang Demam Berdarah) yang dikelola dan divalidasi oleh Dinas Kesehatan Kota Semarang. Sistem pelaporan ini mengumpulkan rekam medis harian secara berjenjang dari fasilitas layanan kesehatan primer (Puskesmas) hingga rumah sakit rujukan. Untuk memastikan validitas analisis *spatio-temporal* dan menjaga konsistensi data selama periode 2016-2025, mekanisme pelaporan ini menerapkan proses verifikasi ganda oleh tim surveilans epidemiologi. Proses ini menjamin akurasi, kelengkapan, dan otentisitas data dengan menyaring anomali pencatatan, redundansi, maupun kasus *under-reporting* sebelum data difinalisasi.

Guna memenuhi prasyarat arsitektur komputasi *Hierarchical Bayesian*, data mentah yang diekstraksi menjalani serangkaian tahapan prapemrosesan. Rangkaian data agregat tahunan ditransformasi menjadi format panel data *spatio-temporal* (format *longitudinal data*/format *long*), yang merepresentasikan persilangan antara 16 unit observasi spasial (kecamatan) dengan 120 unit waktu (bulan observasi). Seluruh rangkaian data divalidasi dan dibersihkan dari nilai yang hilang (*missing values*), anomali pencatatan, maupun redundansi. Selain itu, dilakukan penyeragaman secara ketat terhadap identitas unik (*ID/Code*) masing-masing kecamatan untuk menjamin konsistensi penggabungan (*merging*) dengan matriks ketetanggaan wilayah pada tahap pemodelan topologi selanjutnya.

B. Spesifikasi Model Statistik Base-Level dan Standardisasi Risiko

Distribusi Parametrik dan Penanganan *Overdispersion* Estimasi risiko penyakit endemik pada unit wilayah administrasi dikonstruksi melalui kerangka *Hierarchical Bayesian*. Variabel dependen utama dalam penelitian ini adalah agregasi jumlah kasus teramati (Y_{it}) di setiap kecamatan i pada bulan observasi t . Berbeda dengan pendekatan epidemiologi tradisional yang umumnya bertumpu pada asumsi distribusi Poisson, pemodelan komputasi utama dalam penelitian ini secara spesifik mengeksekusi distribusi *Negative Binomial* (NegBinomial). Pemilihan distribusi ini didasarkan pada karakteristik data

insidensi DBD yang terbukti mengalami *overdispersion* secara empiris. Bukti adanya anomali *overdispersion* pada data ini terlihat dari nilai varians jumlah kasus yang secara historis melampaui rata-rata observasinya ($Var(Y) > E[Y]$) akibat ledakan wabah sesaat dan fluktuasi musiman yang tajam. Distribusi Poisson mengasumsikan varians sama dengan rata-rata, yang akan menghasilkan estimasi *standard error* yang terlalu sempit dan kesimpulan yang bias jika dipaksakan pada data wabah. Oleh karena itu, spesifikasi parametrik *Negative Binomial* diimplementasikan untuk mengakomodasi varians ekstra tersebut. Secara matematis, jumlah observasi kasus DBD (Y_{it}) diasumsikan mengikuti formulasi (1).

$$Y_{it} \sim \text{NB}(\mu_{it}, \kappa) \quad (1)$$

Di mana μ_{it} , adalah rata-rata kasus dan κ adalah parameter *overdispersion*. Secara matematis komputasional, model mengaitkan jumlah kasus teramati (Y_{it}) dengan nilai ekspektasi kasus (E_{it}) dan taksiran parameter risiko relatif (θ_{it}) melalui fungsi *link* logaritmik. Untuk memperoleh nilai probabilitas yang stabil, ekspektasi kasus (E_{it}) dikomputasi menggunakan teknik standardisasi internal berdasarkan proporsi populasi P_{it} sebagai fungsi penyeimbang formulasi (2).

$$E_{it} = P_{it} \times \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n Y_{it}}{\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n P_{it}} \quad (2)$$

Sebagai instrumen kalibrasi dan komparasi performa, komputasi ini juga mendefinisikan model *baseline* berbasis *Generalized Linear Model* (GLM) Poisson standar. Untuk menjamin bahwa estimasi risiko tidak menghasilkan nilai negatif dan menjaga stabilitas komputasi, model mengaitkan rata-rata kasus (μ_{it}) dengan komponen linier melalui fungsi *link* logaritmik (3).

$$\log(\mu_{it}) = \log(E_{it}) + \log(\theta_{it}) \quad (3)$$

C. Pemodelan Spasial-Temporal BYM2 dan Validasi Topologi Manual

Komponen utama dalam mengestimasi risiko penyakit ini adalah model BYM2[8]. Secara sederhana, keunggulan model BYM2 terletak pada kemampuannya untuk memilah risiko penyakit di suatu kecamatan ke dalam dua penyebab berbeda: pertama, risiko karena tertular dari kecamatan tetangganya (efek spasial terstruktur), dan kedua, risiko karena faktor lokal di kecamatan itu sendiri, seperti kondisi lingkungan acak (efek spasial tidak terstruktur). Pemisahan ini membantu menghaluskan (*smoothing*) perhitungan komputasi, sehingga estimasi risiko pada wilayah dengan jumlah penduduk sedikit tetap stabil dan akurat.

Untuk menentukan wilayah mana saja yang saling "bertetangga", kami menggunakan prinsip *Queen Contiguity*. Artinya, jika dua kecamatan berbagi batas wilayah secara

fisik (bersinggungan), maka nilainya 1, dan jika tidak, nilainya 0. Untuk memastikan objektivitas dan meminimalkan bias subjektif (sebagaimana catatan *reviewer*), matriks ketetangaan ini divalidasi secara manual. Kami mencocokkan persinggungan poligon batas wilayah antar-kecamatan secara langsung melalui peta Sistem Informasi Geografis (GIS). Validasi manual ini sangat penting untuk mencegah kesalahan akibat cacat peta digital, seperti *sliver polygons* (celah batas semu yang tidak terbaca oleh komputer). Matriks yang sudah valid dan akurat ini kemudian diubah menjadi format graf internal (.graph) agar bisa diproses lebih lanjut.

Selain dimensi ruang, kami juga memodelkan dimensi waktu untuk melihat dinamika risiko selama sepuluh tahun pengamatan. Untuk itu, kami menggunakan model *Autoregressive of order 1* (AR1). Logika dari model AR1 ini cukup sederhana: tingkat risiko penyebaran pada satu bulan tertentu sangat dipengaruhi oleh jumlah kasus di bulan sebelumnya. Hal ini memungkinkan model untuk melacak tren musiman dengan sangat baik[9].

Seluruh proses perhitungan ini dieksekusi menggunakan INLA[4]. Agar penelitian ini dapat dengan mudah direplikasi ulang (*reproducible*), kami menetapkan spesifikasi parameter *Penalized Complexity* (PC) *priors*. *Prior* untuk presisi diatur pada nilai $PC(1, 0.01)$, dan parameter proporsi percampuran BYM2 (ϕ) diatur pada $PC(0.5, 0.5)$. Nilai ini memberikan instruksi dasar kepada model untuk membagi bobot pengaruh risiko secara seimbang antara faktor "ketetangaan" dan faktor "lokal" pada setiap kecamatan.

Keseluruhan interaksi yang kompleks antara ruang dan waktu ini kemudian dirangkum ke dalam satu persamaan prediktor linier (η_{it}) sebagaimana formulasi (4).

$$\eta_{it} = \log(\theta_{it}) = \alpha + b_i + \gamma_t + \delta_{it} \quad (4)$$

Komponen dari model ini merepresentasikan parameter komputasi berikut:

- α : Mewakili nilai intersep global, yaitu rata-rata risiko dasar di seluruh wilayah Kota Semarang.
- b_i : Mewakili efek spasial (BYM2), yakni gabungan antara pengaruh risiko dari wilayah tetangga dan risiko acak di wilayah itu sendiri.
- γ_t : Mewakili efek waktu (AR1), yang melacak pergerakan risiko dari bulan ke bulan.
- δ_{it} : Mewakili efek interaksi lokal tak terduga antara ruang dan waktu yang belum tertangkap oleh komponen utama di atas.

Sebagai tolok ukur (*baseline*) untuk melihat seberapa baik model ini bekerja, kami juga membuat satu model pembanding sederhana berbasis *Generalized Linear Model* (GLM) Poisson murni. Model pembanding ini sengaja dibuat tanpa memasukkan variabel ruang dan waktu, dengan rumus sederhana (5):

$$\log(\mu_{it}) = \log(E_{it}) + \alpha \quad (5)$$

D. Generasi Visualisasi Komputasional dan Analisis Jejaring

Tahap akhir dari kerangka kerja ini berfokus pada rekonstruksi representasi visual berbasis data (*data-driven visualization*). Parameter *posterior* yang dihasilkan dari inferensi R-INLA khususnya estimasi *Relative Risk* (RR) dan Probabilitas Eksedans diekstraksi dalam format tabular. Proses selanjutnya ditransisikan ke dalam ekosistem *data science* Python, di mana pustaka *Pandas* digunakan untuk manipulasi dan pemuatan data (*data loading*) ke dalam *pipeline* visualisasi. Arsitektur komputasi hibrida ini menjamin bahwa seluruh luaran grafis dirender murni dari basis data matematis tanpa intervensi ilustrasi manual.

Pemetaan risiko kewilayahan, yang mencakup Peta *Choropleth* dan Peta Probabilitas Eksedans, dikonstruksi secara programatis menggunakan pustaka *Geopandas*. Pustaka ini memfasilitasi integrasi nilai risiko *posterior* dengan data geometri vektor (koordinat poligon) dari masing-masing wilayah administrasi Kota Semarang. Proses *rendering* visual dieksekusi menggunakan pustaka *Matplotlib*. Guna memberikan interpretasi epidemiologi yang presisi pada Peta *Choropleth*, pemodelan visual menerapkan skema warna divergen (*TwoSlopeNorm*) dengan titik tumpu (*center*) persis pada ambang batas risiko standar (RR = 1,0). Konfigurasi ini memisahkan zona protektif (RR < 1,0) dan zona bahaya persisten (RR > 1,0) secara otomatis dan akurat.

Untuk memetakan efek limpahan risiko antar wilayah, penelitian ini merekonstruksi topologi ketetangaan menjadi bentuk graf matematis interaktif menggunakan pustaka *NetworkX*. Matriks ketetangaan spasial dikonversi menjadi jaringan simpul (*nodes*) dan sisi (*edges*) yang diproyeksikan menggunakan algoritma *Spring Layout*. Pada visualisasi ini, setiap kecamatan direpresentasikan sebagai simpul, di mana ukuran (dimensi) dan intensitas warna simpul dikalibrasi secara proporsional terhadap nilai RR masing-masing wilayah. Pendekatan analisis jejaring ini tidak hanya memetakan episentrum risiko, tetapi juga memvisualisasikan jalur transmisi struktural yang menghubungkan wilayah bahaya dengan wilayah penyangga (*buffer zone*) di sekitarnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Kinerja Komputasi dan Evaluasi Keandalan Model

Tahap awal analisis difokuskan pada evaluasi komparatif (*goodness-of-fit*) antara model basis (*Baseline Poisson GLM*) dan arsitektur model komputasi utama (*NegBinomial BYM2 Spatio-Temporal*). Eksekusi komputasi menggunakan mesin inferensi R-INLA mendemonstrasikan bahwa integrasi parameter dependensi spasial dan temporal secara radikal meningkatkan akurasi representasi dinamika epidemik.

Berdasarkan ekstraksi log evaluasi komputasi, model BYM2 mencatatkan reduksi *Deviance Information Criterion* (DIC) yang sangat signifikan, yakni turun sebesar 34,31% (dari 8631,23 menjadi 5669,69). Penurunan persentase linier juga teramati pada metrik *Watanabe-Akaike Information*

Criterion (WAIC) sebesar 34,28%. Selain metrik informasi, presisi prediktif model terhadap data aktual empiris juga mengalami peningkatan substansial. Kesalahan absolut dan kuadrat rata-rata yang terukur melalui *Root Mean Square Error* (RMSE) berhasil direduksi sebesar 15,30% (dari 3,1074 menjadi 2,6320), diiringi dengan peningkatan Korelasi Pearson yang solid (0,6955).

TABEL 1
KOMPARASI KINERJA KOMPUTASI BASELINE VS BYM2

Metrik Evaluasi	Model BYM2 (Utama)	Model Baseline (Poisson GLM)	Keterangan
DIC	5669.69	8631.23	Turun 34,31% (Lebih Baik)
WAIC	5674.83	8634.26	Turun 34,28% (Lebih Baik)
Marginal Log-Likelihood	-2909.19	-4317.8	Lebih Besar (Lebih Baik)
CPO Log-Score	2838.01	4317.13	Lebih Kecil (Lebih Baik)
RMSE	2.632	3.1074	Turun 15,30% (Lebih Baik)
MAE	1.4225	1.7453	Lebih Kecil (Lebih Baik)
Korelasi Pearson	0.6955	NA	Tinggi (Lebih Baik)

Reduksi signifikan pada parameter informasi, khususnya penurunan DIC sebesar 34,31%, memberikan konfirmasi matematis bahwa arsitektur model BYM2 jauh lebih superior dibandingkan model Poisson standar. Dalam konteks pemodelan spasial, nilai DIC yang lebih rendah mengindikasikan bahwa model berhasil mencapai keseimbangan optimal antara akurasi kecocokan data (*goodness-of-fit*) dan kompleksitas model (*penalty for complexity*). Penggunaan distribusi *Negative Binomial* sukses meredam anomali *overdispersion* yang sering muncul akibat sifat kejadian DBD yang mengelompok (*clumped*) pada waktu dan ruang tertentu.

Lebih lanjut, penurunan nilai RMSE sebesar 15,30% membuktikan bahwa penambahan efek acak spasial terstruktur dan efek temporal (AR1) berhasil melakukan perataan (*smoothing*) terhadap fluktuasi data yang ekstrem. Secara praktis, peningkatan performa ini berarti model mampu menyaring *random noise* (lonjakan kasus acak) dari sinyal risiko yang sebenarnya, sehingga estimasi risiko persisten di setiap kecamatan menjadi lebih valid dan dapat diandalkan sebagai dasar pengambilan kebijakan.

B. Ekstraksi Risiko Posterior dan Pemetaan Geospasial

Setelah memvalidasi keunggulan komputasi model, ekstraksi distribusi *posterior* dilakukan untuk memetakan variasi risiko secara geografis di 16 kecamatan. Nilai RR yang dihasilkan mencerminkan perbandingan risiko infeksi lokal terhadap rata-rata risiko kota. Secara kuantitatif, Kecamatan Tembalang teridentifikasi sebagai episentrum utama dengan nilai RR tertinggi secara absolut, yakni sebesar 1,789 (95%

Credible Interval: 1,540 – 2,079). Angka ini mengindikasikan bahwa laju risiko transmisi infeksi di wilayah tersebut hampir 80% lebih tinggi dibandingkan dengan tingkat risiko rata-rata kota. Tren kerentanan serupa terkonsentrasi di wilayah selatan dan tenggara, mencakup Kecamatan Banyumanik (RR: 1,375), Mijen (RR: 1,240), dan Candisari (RR: 1,212). Sebaliknya, wilayah pusat kota dan pesisir utara seperti Semarang Tengah (RR: 0,637) dan Semarang Utara (RR: 0,743) menunjukkan tingkat paparan risiko yang secara konsisten berada di bawah ambang batas rata-rata.

TABEL 2
ESTIMASI RISIKO RELATIF & PROBABILITAS EKSEDANS

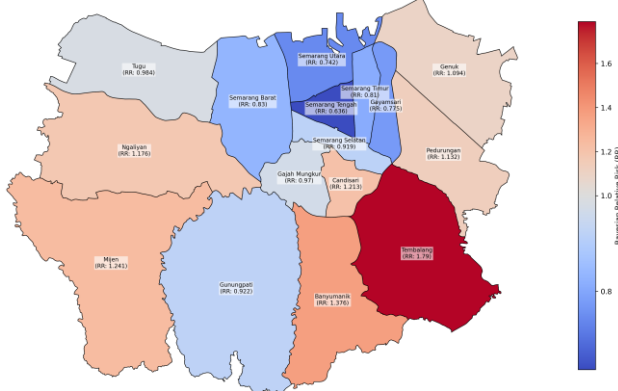
Kecamatan	Risiko Relatif (RR)	95% Credible Interval (Bawah)	95% Credible Interval (Atas)	Probabilitas Eksedans
Tembalang	1,789	1,54	2,079	1
Banyumanik	1,375	1,17	1,609	1
Mijen	1,24	1,027	1,487	0,9874
Candisari	1,212	1,01	1,441	0,9807
Ngaliyan	1,176	1	1,381	0,9748
Pedurungan	1,132	0,964	1,319	0,9358
Genuk	1,094	0,917	1,297	0,836
Tugu	0,984	0,768	1,242	0,4214
Gajah Mungkur	0,97	0,789	1,173	0,3608
Gunungpati	0,921	0,758	1,102	0,1794
Semarang Selatan	0,919	0,755	1,106	0,1742
Semarang Barat	0,83	0,7	0,977	0,0131
Semarang Timur	0,811	0,662	0,989	0,0194
Gayamsari	0,775	0,625	0,943	0,0056
Semarang Utara	0,743	0,618	0,887	0,0004
Semarang Tengah	0,637	0,502	0,792	0

Untuk memastikan bahwa tingginya taksiran risiko di wilayah episentrum bukan merupakan anomali stokastik sesaat (*random noise*), parameter RR difilter melalui analisis probabilitas eksedans $P(RR > 1)$. Tipologi "Bahaya Murni Spasial" ditetapkan bagi wilayah yang memiliki kepastian statistik di atas ambang batas 95% ($P > 0,95$) [10]. Berdasarkan hasil komputasi, Kecamatan Tembalang dan Banyumanik mencatatkan nilai probabilitas eksedans sempurna (1,000). Tingkat keyakinan mutlak ini mengklasifikasikan kedua teritori tersebut sebagai sumber wabah spasial yang persisten. Wilayah lain seperti Mijen (0,987), Candisari (0,980), dan Ngaliyan (0,974) juga menunjukkan tingkat signifikansi yang tinggi. Persistensi ancaman di klaster selatan ini sangat berkorelasi dengan karakteristik demografis sebagai area permukiman urban padat dan pusat pendidikan dengan intensitas pergerakan komuter harian yang masif.

Integrasi antara hasil numerik Bayesian dengan visualisasi geospasial memberikan resolusi pemetaan yang presisi. Peta *choropleth* yang dirender menggunakan skema warna divergen berpusat pada nilai $RR=1,0$ memungkinkan

identifikasi zona bahaya (merah) dan zona protektif (biru) secara instan. Penekanan visual pada wilayah selatan melalui gradasi warna merah pekat pada Tembalang dan Banyumanik menegaskan urgensi prioritas intervensi. Selain itu, *Epidemiological Forest Plot* memperkuat delineasi zonasi ini dengan menampilkan rentang ketidakpastian data (*credible interval*), di mana wilayah dengan ambang batas bawah interval yang tetap berada di atas nilai 1,0 dikonfirmasi sebagai prioritas utama bagi pengendalian vektor *Aedes aegypti*.

Peta Choropleth Epidemiologi Demam Berdarah Kota Semarang Distribusi Posterior Spatial Risk (Model BYM2 INLA)

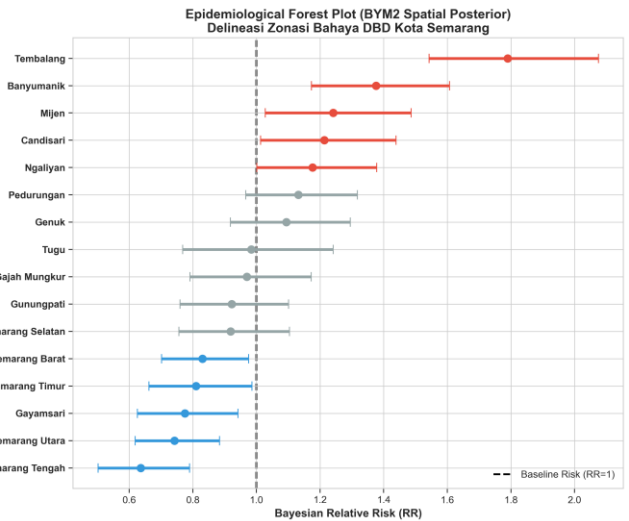


Gambar 2. Peta *Choropleth* Distribusi Risiko Posterior (2016-2025).

Skema warna divergen pada Gambar 2 membedakan zona protektif (biru, $RR < 1.0$) dan zona bahaya (merah, $RR > 1.0$). Wilayah selatan menunjukkan konsentrasi risiko transmisi tertinggi.

Pada bagian ini disusun untuk mengubah parameter statistik Bayesian yang kompleks menjadi wawasan spasial yang dapat diinterpretasikan secara langsung. Penggunaan nilai ekspektasi internal memastikan bahwa perbandingan risiko antar kecamatan tetap valid tanpa distorsi populasi eksternal. Penentuan tipologi berdasarkan probabilitas eksedans memberikan landasan ilmiah yang rigid bagi *Decision Support System* dalam menetapkan prioritas wilayah intervensi kesehatan masyarakat.

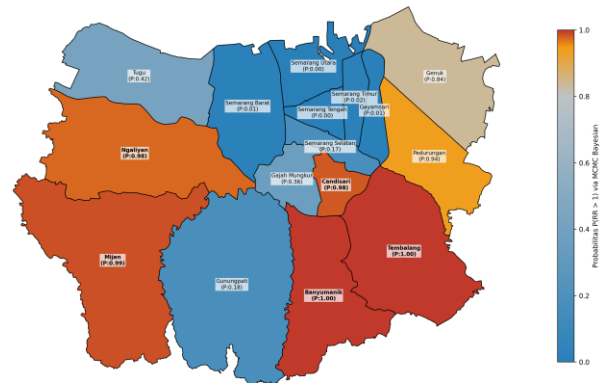
Pada Gambar 3, sumbu X menunjukkan rentang RR dengan garis putus-putus pada ambang batas risiko standar ($RR=1$). Garis horizontal merepresentasikan 95% *Credible Interval*, menunjukkan kepastian statistik dari risiko masing-masing kecamatan.



Gambar 3. *Epidemiological Forest Plot* (2016-2025).

Untuk membantu mengeksplorasi distribusi risiko dan tingkat keyakinan statistik pada masing-masing kecamatan secara lebih mendalam, alat interaktif di bawah ini dapat digunakan untuk memfilter wilayah berdasarkan kriteria risiko tertentu.

Peta Posterior Exceedance Probability (Ketegasan Hipotesis) Zona Merah murni = Area dengan Keyakinan > 95% sebagai Sumber Wabah Spasial



Gambar 4. Peta Probabilitas Eksedans (2016-2025).

Pada Gambar 4, warna merah pekat menunjukkan wilayah dengan tingkat keyakinan statistik mutlak ($SP > 0.95$) sebagai sumber wabah persisten, yakni Kecamatan Tembalang dan Banyumanik.

Berdasarkan hasil komputasi, Kecamatan Tembalang dan Banyumanik mencatatkan nilai probabilitas eksedans sempurna (1,000). Namun, penetapan kedua wilayah ini sebagai "*Epicenter Nodes*" (Simpul Episentrum) tidak semata-mata didasarkan pada signifikansi statistik tersebut, melainkan didukung oleh rasionalisasi epidemiologis yang kuat. Kedua kecamatan ini merupakan pusat pertumbuhan sub-urban di wilayah selatan Kota Semarang dengan karakteristik kepadatan permukiman yang tinggi. Tembalang, sebagai kawasan pendidikan tinggi yang padat mahasiswa

komuter, memiliki tingkat mobilitas inang (manusia) yang sangat masif. Pergerakan komuter harian ini memfasilitasi introduksi dan sirkulasi virus *Dengue* antar wilayah. Ditambah dengan perubahan tata guna lahan yang cepat untuk area permukiman, wilayah ini menyediakan habitat buatan yang melimpah bagi perkembangbiakan vektor *Aedes aegypti*, menjadikannya episentrum persisten yang memproduksi kasus secara terus-menerus sepanjang tahun.

C. Analisis Topologi Jejaring Limpahan (Spatial Spillover Network)

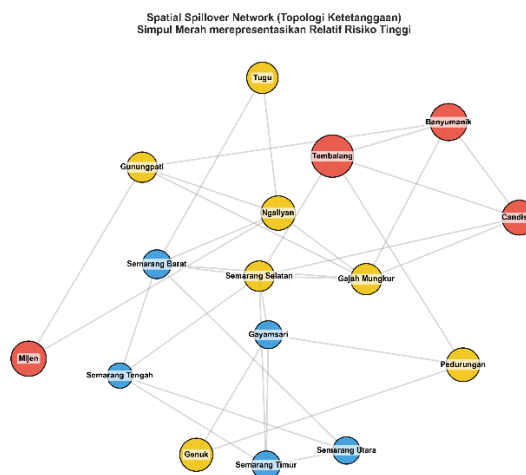
Karakteristik bahaya persisten di episentrum tidak berdiri sendiri, melainkan memengaruhi wilayah sekitarnya. Hal ini dibuktikan melalui visualisasi topologi ketetangaan interaktif yang dirender menggunakan algoritma tata letak berbasis gaya (*Spring Layout*) dari pustaka *NetworkX*. Matriks spasial biner yang divalidasi sebelumnya dikonversi menjadi graf jejaring (*network graph*) guna mendeteksi efek limpahan spasial (*spatial spillover*).

Pada struktur graf tersebut, Kecamatan Tembalang dan Banyumanik (direpresentasikan dengan simpul/ *nodes* berwarna merah) teridentifikasi secara visual dan matematis sebagai *Epicenter Nodes* dengan dimensi simpul terbesar, merepresentasikan nilai RR absolut tertinggi. Jaringan topologi menunjukkan bahwa episentrum ini memiliki sentralitas derajat (*degree centrality*) yang saling tumpang tindih dan terhubung secara langsung dengan wilayah penyangga (*buffer zones*) di kluster tengah-timur, khususnya Kecamatan Pedurungan (RR: 1,132), Candisari (RR: 1,212), dan Gajah Mungkur (RR: 0,970).

Gambar 5. Simpul merepresentasikan kecamatan, garis batas fisik (*queen contiguity*), sedangkan ukuran dan warna simpul proporsional terhadap nilai RR yang menampilkan rambatan risiko dari episentrum (merah) ke wilayah penyangga (kuning).

Analisis jejaring graf ini mengungkap mekanisme struktural dari transmisi DBD di Kota Semarang, yang secara empiris terbukti bersifat rambatan geografis berantai. Tingginya probabilitas eksedans di Tembalang dan Banyumanik tidak hanya menjadi ancaman lokal (*localized threat*), tetapi memberikan "tekanan epidemiologis" yang masif ke wilayah-wilayah yang berbatasan langsung dengannya. Limpahan risiko ini sangat logis mengingat batas administratif kecamatan bersinggungan langsung dengan area pergerakan komuter harian masyarakat urban, yang bertindak sebagai inang pembawa virus melintasi batas wilayah.

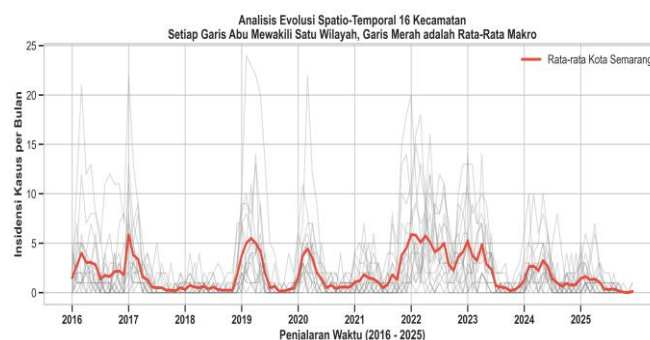
Temuan ini mengubah paradigma penanganan kesehatan masyarakat dari sekadar reaktif di satu titik (fokus pada area yang sudah meledak kasusnya), menjadi pendekatan preventif berbasis kluster struktural. Wilayah penyangga seperti Pedurungan dan Candisari mutlak memerlukan intervensi kewaspadaan dini (*early warning interventions*) untuk memutus rantai transmisi (*firewalling*). Tanpa adanya proteksi di zona sabuk pengaman ini, ledakan kasus di episentrum akan dengan mudah tumpah (*spill over*) dan memicu efek domino epidemiologi ke pusat kota.



Gambar 5. Graf Jaringan *Spatial Spillover* Berbasis Algoritma *Spring Layout*.

D. Dinamika Evolusi Spatio-Temporal dan Transmisi Musiman

Analisis terhadap dimensi waktu memberikan pemahaman mendalam mengenai fluktuasi risiko DBD di Kota Semarang selama satu dekade terakhir. Berdasarkan visualisasi tren *spatio-temporal* (Gambar 5), terlihat bahwa meskipun rata-rata insidensi kota menunjukkan fluktuasi yang dinamis, terdapat variansi yang sangat lebar antar kecamatan. Wilayah-wilayah di kluster selatan menunjukkan intensitas risiko yang secara konsisten berada di atas garis rata-rata makro sepanjang tahun pengamatan. Puncak kepadatan kasus tertinggi teramati pada tahun 2017, 2019, dan 2022, yang menunjukkan adanya siklus ledakan kasus dalam rentang waktu tertentu.

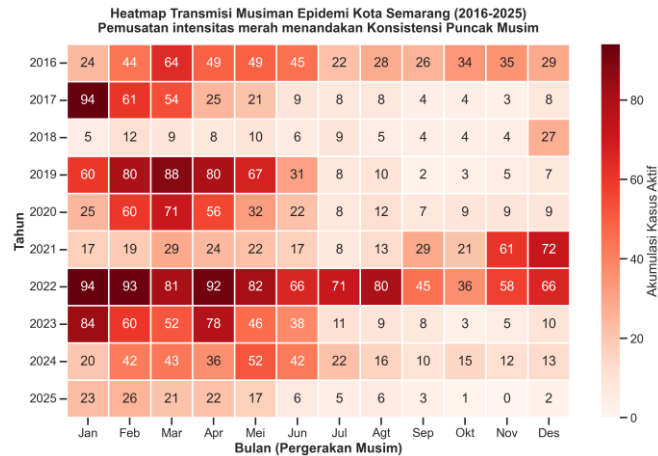


Gambar 6. Plot Dinamika Evolusi Spatio-Temporal DBD (2016-2025).

Fenomena ini dipertegas oleh matriks *seasonal heatmap* (Gambar 6) yang mengungkap adanya siklus tahunan yang repetitif secara signifikan. Puncak akumulasi kasus secara konsisten terjadi pada kuartal pertama, khususnya pada bulan Januari hingga Maret. Pola ini berkorelasi erat dengan akumulasi curah hujan tinggi di wilayah tropis yang menyediakan habitat perkembangbiakan vektor *Aedes aegypti* secara masif. Sebaliknya, penurunan kasus secara drastis

teramati pada periode Juli hingga September, yang bertepatan dengan musim kemarau.

Sumbu Y pada Gambar 6 adalah insidensi kasus per bulan, Sedang sumbu X adalah waktu. Dimana garis abu-abu merepresentasikan variasi ekstrem antar kecamatan, sementara garis merah tebal menunjukkan rata-rata fluktuasi kota.



Gambar 7. Heatmap Transmisi Musiman Epidemik Kota Semarang (2016-2025).

Satuan dalam sel pada Gambar 7 adalah akumulasi kasus aktif bulanan. Pemusatan warna merah pekat secara konsisten mengonfirmasi bahwa puncak transmisi terjadi pada kuartal pertama (Januari–Maret) yang sejalan dengan puncak musim penghujan.

Integrasi antara tren temporal dan jaringan limpasan spasial membuktikan bahwa strategi pengendalian DBD di Kota Semarang tidak dapat dilakukan secara parsial atau reaktif. Karakteristik risiko yang persisten di wilayah selatan, yang berpadu dengan pola puncak musiman di awal tahun, menuntut adanya sinkronisasi intervensi antar wilayah yang saling berbatasan sebelum periode puncak tercapai.

Temuan ini memberikan arah baru bagi manajemen kesehatan masyarakat, menegaskan bahwa fokus intervensi harus diprioritaskan pada penguatan zona sabuk pengaman (*buffer zone*) di sekitar episentrum utama, yaitu Tembalang dan Banyumanik. Otoritas kesehatan disarankan untuk segera memulai langkah preventif yang bersifat proaktif, seperti pemberantasan sarang nyamuk dan pengawasan jentik secara intensif, dengan target pelaksanaan selambat-lambatnya pada kuartal keempat tahun sebelumnya agar kesiapan lapangan lebih terjamin.

Strategi antisipatif ini menjadi krusial karena berfungsi memutus rantai transmisi sejak dini, sebelum risiko limpasan (*spillover*) mencapai ambang batas kritis pada puncak musim hujan. Dengan demikian, kebijakan yang berbasis bukti ini tidak hanya menekan potensi lonjakan kasus, tetapi juga memperkuat kapasitas sistem kesehatan lokal dalam menghadapi siklus tahunan penyebaran DBD.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengkonstruksi dan memvalidasi kerangka kerja pemodelan komputasi *spatio-temporal* berbasis arsitektur hibrida (R-INLA dan Python) untuk memetakan dinamika risiko DBD di Kota Semarang. Implementasi distribusi *Negative Binomial* yang terintegrasi dengan efek spasial terstruktur BYM2 terbukti secara empiris lebih superior dalam menangani fenomena *overdispersion* dibandingkan dengan model regresi klasik. Hal ini dikonfirmasi secara kuantitatif melalui reduksi DIC sebesar 34,31% dan peningkatan akurasi prediktif dengan menekan RMSE hingga 15,30%. Pendekatan validasi topologi matriks biner secara manual juga berkontribusi dalam memastikan bahwa mesin inferensi spasial beroperasi pada struktur relasi geografis yang presisi tanpa cacat (*noise*) matematis.

Ekstraksi parameter *posterior* komputasional dan analisis jejaring spasial mengungkap adanya polarisasi risiko epidemik yang tajam. Kecamatan Tembalang dan Banyumanik teridentifikasi secara absolut sebagai *Epicenter Nodes* (Tipologi Bahaya Murni Spasial) dengan tingkat probabilitas eksedans sempurna (1,000). Lebih lanjut, visualisasi *spatial spillover* membuktikan bahwa transmisi wabah mendistribusikan tekanan risiko struktural ke wilayah penyangga (*buffer zones*) seperti Pedurungan dan Candisari. Transmisi ini beroperasi dalam siklus periodisitas musiman yang secara konsisten memuncak pada kuartal pertama (Januari–Maret) setiap tahunnya.

Secara praktikal, kerangka pemodelan analitik ini menyediakan landasan berbasis bukti (*data-driven*) bagi DSS kesehatan masyarakat. Berdasarkan bukti pergerakan *spatial spillover* yang ditemukan, otoritas kesehatan disarankan untuk mempertimbangkan transisi dari strategi pengendalian vektor reaktif menjadi mitigasi klaster yang lebih preventif. Fokus intervensi dapat diprioritaskan pada pembentukan sabuk pengaman (*buffer zones*) di wilayah penyangga episentrum, seperti Kecamatan Pedurungan dan Candisari, sebelum periode puncak musim penghujan tercapai. Untuk pengembangan sistem cerdas di masa mendatang, penelitian ini merekomendasikan pengayaan komputasi *Bayesian* melalui integrasi parameter dinamis kovariat iklim seperti anomali presipitasi (curah hujan) dan suhu permukaan [11] guna membangun arsitektur peringatan dini (*Early Warning System*) penyakit endemik yang lebih adaptif dan komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. N. Alfiyanti and A. Siwiendrayanti, "Analisis Spasial dan Temporal Kejadian DBD di Kota Semarang Tahun 2016-2019," *J. Kesehat. Lingkung. J. Dan Apl. Tek. Kesehat. Lingkung.*, vol. 18, no. 1, pp. 39–48, Jan. 2021, doi: 10.31964/jkl.v18i1.286.
- [2] N. I. Ismah and A. Fahmi, "Dengue Risk Stratification in Semarang City Using a Gaussian Mixture Model Based on Multi-Dimensional Urban Indicators," *J. Electron. Electromed. Eng. Med. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 395–408, Nov. 2025, doi: 10.35882/jeeemi.v8i1.1426.
- [3] J. Simkin, T. J. B. Dummer, A. C. Erickson, M. C. Otterstatter, R. R. Woods, and G. Ogilvie, "Small area disease mapping of cancer incidence in British Columbia using Bayesian spatial models and the

- smallareamapp R Package,” *Front. Oncol.*, vol. 12, Oct. 2022, doi: 10.3389/fonc.2022.833265.
- [4] H. Rue, S. Martino, and N. Chopin, “Approximate Bayesian Inference for Latent Gaussian models by using Integrated Nested Laplace Approximations,” *J. R. Stat. Soc. Ser. B Stat. Methodol.*, vol. 71, no. 2, pp. 319–392, Apr. 2009, doi: 10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x.
- [5] M. Soukavong *et al.*, “Bayesian spatio-temporal analysis of dengue transmission in Lao PDR,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 21327, Sep. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-71807-3.
- [6] M. F. Salim, T. B. T. Satoto, and Danardono, “Predicting spatio-temporal dynamics of dengue using INLA (integrated nested laplace approximation) in Yogyakarta, Indonesia,” *BMC Public Health*, vol. 25, no. 1, p. 1321, Apr. 2025, doi: 10.1186/s12889-025-22545-2.
- [7] I. G. N. M. Jaya, Y. Andriyana, B. Tantular, S. S. Pangastuti, and F. Kristiani, “Spatiotemporal Dengue Forecasting for Sustainable Public Health in Bandung, Indonesia: A Comparative Study of Classical, Machine Learning, and Bayesian Models,” *Sustainability*, vol. 17, no. 15, p. 6777, Jan. 2025, doi: 10.3390/su17156777.
- [8] A. Riebler, S. H. Sørbye, D. Simpson, and H. Rue, “An intuitive Bayesian spatial model for disease mapping that accounts for scaling,” *Stat. Methods Med. Res.*, vol. 25, no. 4, pp. 1145–1165, Aug. 2016, doi: 10.1177/0962280216660421.
- [9] M. Blangiardo, M. Cameletti, G. Baio, and H. Rue, “Spatial and spatio-temporal models with R-INLA,” *Spat. Spatio-Temporal Epidemiol.*, vol. 4, pp. 33–49, Mar. 2013, doi: 10.1016/j.sste.2012.12.001.
- [10] P. Moraga, *Welcome | Geospatial Health Data: Modeling and Visualization with R-INLA and Shiny*. Accessed: Apr. 26, 2026. [Online]. Available: <https://www.paulamoraga.com/book-geospatial/>
- [11] Mamenun, Y. Koesmaryono, A. Sopaheluwakan, R. Hidayati, B. D. Dasanto, and R. Aryati, “Spatiotemporal Characterization of Dengue Incidence and Its Correlation to Climate Parameters in Indonesia,” *Insects*, vol. 15, no. 5, p. 366, May 2024, doi: 10.3390/insects15050366.
- [12] D. E. Kurniawan, M. A. Dzikri, S. Irawan, and M. O. Gustin, *Sistem Informasi Geografis: Praktikum dan Penerapan dalam Pengambilan Keputusan*. Batam, Indonesia: PolibatamPress, 2020.
- [13] D. E. Kurniawan, and A. Fatulloh, “Clustering of Social Conditions in Batam, Indonesia Using K-Means Algorithm and Geographic Information System,” *International Journal of Earth Sciences and Engineering (IJEE)*, Vol. 10 No. 05, 2017.
- [14] M. F. Salim, T. B. T. Satoto, and Danardono, “Predicting spatio-temporal dynamics of dengue using INLA (integrated nested Laplace approximation) in Yogyakarta, Indonesia,” *BMC Public Health*, vol. 25, art. no. 1321, 2025, doi: 10.1186/s12889-025-22545-2.
- [15] A. Sani, B. Abapihi, Mukhsar, R. Tosepu, I. Usman, and G. A. Rahman, “Bayesian temporal, spatial and spatio-temporal models of dengue in a small area with INLA,” *International Journal of Modelling and Simulation*, vol. 43, no. 6, pp. 939–951, 2023, doi: 10.1080/02286203.2022.2139108.