

MAPPING STUNTING RISK HOTSPOTS IN CENTRAL JAVA USING BAYESIAN ICAR AND BYM2 APPROACHES

PEMETAAN HOTSPOT RISIKO STUNTING DI JAWA TENGAH DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN ICAR DAN BYM2

Zifa Aura Rahman^{1‡}, Naufal Azizan Rafiansyah², Nada
 Ardelia³, Mhd Haekal Hakim⁴, Fazila Alya Dilta Hareer⁵,
 Kusman Sadik⁶, Anik Djuraidah⁷, Anang Kurnia⁸, and
 Laily Nissa Atul Mualifah⁹

^{1,2,3,4,5,6,7,8,9}Department of Statistics and Data Science, IPB University, Indonesia

[‡]corresponding author: zifaaura@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2026 Zifa Aura Rahman, Naufal Azizan Rafiansyah, Nada Ardelia, Mhd Haekal Hakim, Fazila Alya Dilta Hareer, Kusman Sadik, Anik Djuraidah, Anang Kurnia and Laily Nissa Atul Mualifah. 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

Stunting remains one of the major chronic nutritional problems and continues to pose a serious public health challenge in Central Java. The uneven distribution of stunting cases across districts and municipalities indicates the presence of spatial effects that should be appropriately modeled. This study aims to model the relative risk of stunting in 35 districts and municipalities of Central Java using a Bayesian spatial approach based on Integrated Nested Laplace Approximation (INLA). Two spatial effect structures were compared, namely the Intrinsic Conditional Autoregressive (ICAR) and Besag–York–Mollié 2 (BYM2) models, each estimated with and without covariates. The covariates considered in the analysis included mean years of schooling (X1), number of health facilities (X2), open unemployment rate (X3), life expectancy (X4), per capita expenditure (X5), population growth rate (X6), and percentage of poor population (X7). The BYM2 model with X3, X5, and X7 covariates was selected as the best-performing model, yielding lower Deviance Information Criterion (DIC) and Mean Absolute Deviation (MAD) values than the ICAR model, with values of 427 and 1.82, respectively, while also providing a balance between predictive performance and model interpretability. The percentage of poor population was found to have a significant positive effect on stunting risk. Wonosobo Regency and Tegal Regency exhibited the highest relative risks, while Semarang City recorded the lowest risk.

Keywords: BYM2, Integrated Nested Laplace Approximation (INLA), Stunting, Spatial Bayesian

Abstrak

Stunting merupakan salah satu masalah gizi kronis yang masih menjadi tantangan serius di Jawa Tengah. Distribusi kasus stunting yang tidak merata antar wilayah mengindikasikan adanya pengaruh faktor spasial yang perlu dimodelkan secara tepat. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan risiko stunting di 35 kabupaten/kota Jawa Tengah menggunakan pendekatan Bayesian spasial dengan metode Integrated Nested Laplace Approximation (INLA). Dua struktur efek spasial dibandingkan, yaitu Intrinsic Conditional Autoregressive (ICAR), dan Besag–York–Mollié 2 (BYM2), masing-masing dengan dan tanpa kovariat. Kovariat yang digunakan meliputi rata-rata lama sekolah (X1), jumlah fasilitas kesehatan (X2), tingkat pengangguran terbuka (X3), angka harapan hidup (X4), pengeluaran per kapita (X5), laju pertumbuhan penduduk (X6), dan persentase penduduk miskin (X7). Model BYM2 dengan kovariat X3, X5, dan X7 terpilih sebagai model terbaik karena menghasilkan nilai DIC dan MAD yang lebih kecil dibandingkan model ICAR yaitu sebesar 427 dan 1,82, serta dapat menyeimbangkan kemampuan prediksi dan interpretabilitas model. Persentase penduduk miskin terbukti berpengaruh signifikan positif terhadap risiko stunting. Kabupaten Wonosobo dan Kabupaten Tegal merupakan wilayah dengan risiko relatif tertinggi, sedangkan Kota Semarang merupakan wilayah dengan risiko terendah.

Kata Kunci: BYM2, Integrated Nested Laplace Approximation (INLA), Stunting, Spasial Bayesian

1. Pendahuluan

Stunting merupakan salah satu permasalahan kesehatan masyarakat yang masih menjadi perhatian di Indonesia karena berdampak pada pertumbuhan fisik, perkembangan kognitif, dan kualitas sumber daya manusia di masa depan. Menurut Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (2023), prevalensi *stunting* di Indonesia masih tergolong tinggi sehingga memerlukan penanganan yang berkelanjutan. Di Provinsi Jawa Tengah, penurunan *stunting* juga masih menghadapi berbagai kendala, baik dari sisi faktor penyebab maupun implementasi kebijakan antar wilayah (Latifah *et al.*, 2024). Kondisi ini menunjukkan bahwa *stunting* masih menjadi isu strategis yang perlu mendapat perhatian khusus.

Distribusi kasus *stunting* di Jawa Tengah menunjukkan variasi yang berbeda antar kabupaten/kota akibat perbedaan kondisi sosial, ekonomi, kesehatan, dan lingkungan. Faktor-faktor seperti rata-rata lama sekolah,

jumlah fasilitas kesehatan, tingkat pengangguran terbuka, angka harapan hidup, pengeluaran per kapita, laju pertumbuhan penduduk, dan persentase penduduk miskin diduga berpengaruh terhadap kejadian *stunting* (Widyaningsih *et al.*, 2022; Septiani *et al.*, 2023). Selain itu, data kesehatan berbasis wilayah umumnya menunjukkan adanya keterkaitan antar daerah yang berdekatan sehingga menimbulkan autokorelasi spasial dan menyebabkan asumsi independensi antar wilayah menjadi kurang realistis (Moraga, 2023).

Pendekatan spasial diperlukan untuk mengakomodasi adanya dependensi antar wilayah dalam pemodelan *stunting*. Model *Intrinsic Conditional Autoregressive* (ICAR) digunakan untuk menangkap efek spasial terstruktur berdasarkan kedekatan wilayah, sedangkan model *Besag–York–Mollié 2* (BYM2) dikembangkan untuk memisahkan efek spasial terstruktur dan tidak terstruktur dalam satu kerangka Bayesian (Moraga, 2023). Namun, penelitian yang membandingkan kedua model tersebut pada kasus *stunting* tingkat kabupaten/kota masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membandingkan kinerja model ICAR dan BYM2 dalam memodelkan kasus *stunting* di Jawa Tengah sehingga dapat diperoleh model yang lebih tepat untuk mendukung perumusan kebijakan penanggulangan *stunting*.

2. Metodologi

2.1 Bahan dan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder 35 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Indonesia. Peubah penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1: Peubah yang digunakan.

Peubah	Satuan	Referensi
Jumlah Balita Penderita <i>Stunting</i> (Y)	Orang	Sari <i>et al.</i> (2023)
Rata-Rata Lama Sekolah (X1)	Tahun	Sugiarto (2023)
Jumlah Fasilitas Kesehatan (X2)	Unit	Yushuf <i>et al.</i> (2025)
Tingkat Pengangguran Terbuka (X3)	Persen	Amir dan Safri (2023)
Angka Harapan Hidup (X4)	Tahun	Intan (2023)
Pengeluaran Per Kapita (X5)	Rupiah	Sukresno (2025)
Laju Pertumbuhan Penduduk (X6)	Persen	Putri (2025)
Persentase Penduduk Miskin (X7)	Persen	Karyati (2021)

Jumlah penduduk digunakan sebagai *offset* untuk menyesuaikan perbedaan ukuran populasi antarwilayah, sedangkan data tabular digabungkan dengan shapefile kabupaten/kota untuk analisis spasial.

2.2 Metode Penelitian

Tahapan analisis dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Rstudio dengan bantuan package *INLA*, *sf*, *spdep*, dan *tmap*. Langkah-langkah analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Melakukan eksplorasi data melalui visual berupa *choropleth map* untuk memeriksa kelengkapan data agar setiap peubah tidak mengandung *missing value*.
2. Menetapkan jumlah kasus *stunting* sebagai peubah respons Y_i , sedangkan jumlah penduduk digunakan sebagai peubah paparan (*offset*) E_i . Seluruh peubah bebas distandardisasi, kecuali jumlah penduduk yang digunakan sebagai *offset*.
3. Menguji multikolinearitas antar peubah bebas menggunakan syarat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) < 10 untuk memastikan tidak terdapat hubungan linear antarprediktor.
4. Menyusun struktur ketetanggaan wilayah berdasarkan kabupaten/kota berbasis *queen contiguity*, lalu membentuk matriks pembobot spasial sebagai dasar pemodelan efek spasial. Kemudian, menguji autokorelasi spasial awal menggunakan *Moran's I*.
5. Membentuk model *Poisson Bayesian* spasial dengan asumsi pada Persamaan 1.

$$Y_i \sim \text{Poisson}(E_i, \theta_i) \quad (1)$$

Dengan Y_i menyatakan jumlah kasus *stunting* pada wilayah ke- i , E_i menyatakan jumlah penduduk, dan θ_i menyatakan risiko relatif *stunting*.

6. Menetapkan prior pada hiperparameter model spasial menggunakan *penalized complexity prior* (PC prior) untuk memberi penalti model yang terlalu kompleks sehingga lebih stabil dan lebih mudah diinterpretasikan pada model hierarki spasial.
7. Memberikan prior pada parameter presisi efek spasial melalui Persamaan 2.

$$\pi(\tau) = \frac{\lambda}{2} \tau^{-\frac{3}{2}} \exp\left(-\lambda \tau^{-\frac{1}{2}}\right); \tau > 0 \quad (2)$$

Dengan hubungan parameter ditunjukkan oleh Persamaan 3,4, dan 5.

$$\lambda = -\frac{\ln(\alpha)}{u} \quad (3)$$

$$P(\sigma > u) = \alpha \quad (4)$$

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \quad (5)$$

8. Menentukan *hyperparameter* prior presisi sebagai $u = 1$ dan $\alpha = 0.01$. Pilihan nilai ini berarti menetapkan keyakinan awal bahwa peluang simpangan baku efek spasial melebihi 1 hanyalah 1% sehingga model tetap sederhana kecuali data benar-benar menunjukkan keragaman spasial yang kuat.
9. Menentukan prior untuk parameter campuran pada model BYM2 pada Persamaan 6 yang mengatur proporsi keragaman yang berasal dari komponen spasial terstruktur. Pemilihan ini menyatakan preferensi awal yang moderat bahwa kontribusi komponen spasial terstruktur tidak dominan.

$$P(\phi < 0.5) = \frac{2}{3} \quad (6)$$

10. Menuliskan model ICAR melalui fungsi penghubung logaritma dengan α sebagai intersep, β_k sebagai koefisien regresi, x_{ik} sebagai kovariat, dan sebagai efek spasial terstruktur yang ditunjukkan oleh Persamaan 7.

$$\log(\theta_i) = \alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + u_i \quad (7)$$

11. Menuliskan model BYM2 pada Persamaan 8 melalui fungsi penghubung logaritma dengan b_i menyatakan efek spasial gabungan yang merepresentasikan komponen terstruktur dan tidak terstruktur.

$$\log(\theta_i) = \alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + b_i \quad (8)$$

12. Melakukan seleksi peubah dengan menggunakan metode *best subset selection* berdasarkan nilai DIC dan MAD.

13. Membandingkan empat spesifikasi model, yaitu ICAR tanpa kovariat, ICAR dengan kovariat, BYM2 tanpa kovariat, dan BYM2 dengan kovariat. Pada model tanpa kovariat, komponen $\sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik}$ pada Persamaan 8 dihilangkan sehingga model hanya memuat intersep dan efek spasial.
14. Mengestimasi seluruh parameter model menggunakan *Integrated Nested Laplace Approximation* (INLA) dengan distribusi *Poisson* dan jumlah penduduk sebagai *offset*. Prosedur ini menghasilkan pendugaan parameter, nilai prediksi, dan efek spasial untuk masing-masing model.
15. Membandingkan kandidat model menggunakan *Deviance Information Criterion* (DIC) pada Persamaan 9 dan *Mean Absolute Deviation* (MAD) pada Persamaan 11.

$$DIC = D(\theta) + pD \quad (9)$$

$$D(\theta) = -2 \log p(y | \theta) + C \quad (10)$$

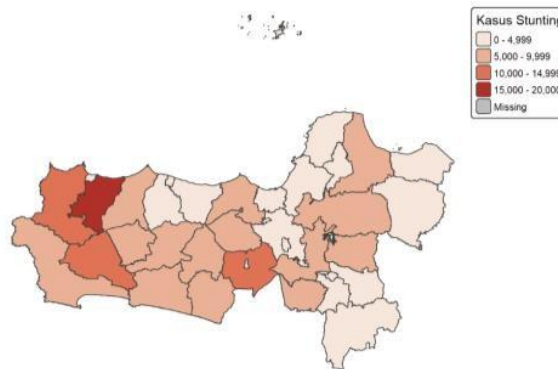
$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \{\widehat{Y}\}_i| \quad (11)$$

16. Menginterpretasikan model terpilih yang memiliki nilai DIC dan MAD terendah. Kemudian, mengestimasi risiko relatif *stunting* pada setiap kabupaten/kota. Estimasi tersebut kemudian digunakan untuk menggambarkan pola risiko spasial dan mengidentifikasi wilayah dengan tingkat risiko yang lebih tinggi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan menggunakan *choropleth map* yang disajikan pada Gambar 1 untuk menggambarkan distribusi kasus *stunting* antarwilayah di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan gradasi warna pada setiap kabupaten/kota. Visualisasi tersebut menunjukkan bahwa distribusi kasus *stunting* tidak merata antarwilayah, dengan beberapa wilayah memiliki jumlah kasus lebih tinggi dibandingkan wilayah lainnya. Pola persebaran yang cenderung mengelompok pada wilayah berdekatan mengindikasikan adanya variasi dan ketergantungan spasial sehingga pendekatan pemodelan spasial diperlukan dalam analisis.



Gambar 1: Sebaran jumlah kasus *stunting* di Provinsi Jawa Tengah tahun 2024.

Peubah dengan nilai $VIF < 10$ dinyatakan tidak mengalami multikolinearitas yang serius sehingga layak digunakan dalam tahap pemodelan. Berdasarkan hasil pada Tabel 2, seluruh peubah bebas memiliki nilai $VIF < 10$ sehingga model tidak mengalami masalah multikolinearitas.

Tabel 2: Hasil uji multikolinearitas terhadap peubah bebas.

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
5,905	1,654	2,283	4,606	3,629	1,862	2,158

3.2 Autokorelasi Spasial

Data menunjukkan adanya autokorelasi spasial yang signifikan, yang mengindikasikan bahwa wilayah yang berdekatan cenderung memiliki karakteristik serupa sehingga asumsi independensi observasi pada model nonspasial tidak terpenuhi. Hasil pengujian *Moran's I* pada Tabel 3 menunjukkan nilai statistik sebesar 0,2553 dengan *p-value* sebesar 0,0063 ($< 0,05$), sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat autokorelasi spasial yang signifikan pada data. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pemodelan spasial untuk mengakomodasi ketergantungan antarwilayah agar estimasi parameter yang dihasilkan lebih akurat dan representatif.

Tabel 3: Hasil uji *Moran's I*.

Statistik	Ekspektasi	Varians	<i>p-value</i>
0,2553	-0,0294	0,0130	0,0063

3.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik diawali dengan seleksi peubah menggunakan metode *best subset selection* untuk memperoleh kombinasi kovariat dengan performa optimal. Seluruh kombinasi dari tujuh kovariat diuji menggunakan model spasial Bayesian dengan pendekatan BYM2 sebagai

baseline karena mampu mengakomodasi efek spasial terstruktur dan tidak terstruktur secara simultan serta memiliki parameterisasi yang lebih stabil. Evaluasi dilakukan menggunakan nilai DIC dan MAD, di mana kombinasi terbaik dipilih berdasarkan nilai DIC terkecil dengan tetap mempertimbangkan prinsip parsimoni model. Hasil seleksi menunjukkan bahwa tingkat pengangguran terbuka (X3), pengeluaran per kapita (X5), dan persentase penduduk miskin (X7) merupakan kombinasi kovariat terbaik.

Perbandingan model spasial Bayesian menggunakan pendekatan ICAR dan BYM2 dilakukan pada kondisi dengan dan tanpa kovariat sehingga diperoleh empat model. Hasil pada Tabel 4 menunjukkan BYM2 lebih baik dibanding ICAR berdasarkan MAD yang lebih kecil, meskipun DIC relatif serupa. Model BYM2 dengan kovariat dipilih sebagai model terbaik karena memberikan keseimbangan antara kemampuan prediksi dan interpretabilitas model. Meskipun nilai MAD model BYM2 dengan kovariat (1,82) sedikit lebih tinggi dibandingkan tanpa kovariat (1,80), selisihnya relatif kecil sehingga tidak menunjukkan perbedaan performa prediksi yang signifikan. Selain itu, model ini juga mampu menjelaskan faktor-faktor yang berkontribusi terhadap variasi risiko *stunting* di Jawa Tengah.

Tabel 4: Perbandingan evaluasi model.

Model	DIC	MAD
ICAR tanpa kovariat	427	2,05
ICAR dengan kovariat (X3 + X5 + X7)	427	2,10
BYM2 tanpa kovariat	427	1,80
BYM2 dengan kovariat (X3 + X5 + X7)	427	1,82

Berdasarkan Tabel 5, peubah persentase penduduk miskin (X7) memiliki koefisien positif sebesar 0,1857 dengan *credible interval* (CI) 95% sebesar 0,011 hingga 0,361 sehingga dinyatakan berpengaruh signifikan positif terhadap risiko relatif (RR) *stunting* karena seluruh rentang interval berada di atas nol. Nilai RR per 1 standar deviasi (SD) sebesar 1,204 menunjukkan bahwa setiap kenaikan satu standar deviasi pada persentase penduduk miskin berkaitan dengan peningkatan risiko relatif *stunting* sebesar 20,4% dengan asumsi peubah lain tetap. Hasil ini mengindikasikan bahwa wilayah dengan tingkat kemiskinan lebih tinggi cenderung memiliki risiko *stunting* yang lebih besar akibat keterbatasan akses terhadap pangan bergizi, layanan kesehatan, sanitasi, dan kebutuhan dasar anak.

Tabel 5: Hasil pendugaan parameter model BYM2 dengan kovariat.

Peubah	Koefisien	SD	CI 95%	RR per 1 SD	Keterangan
Intersep	-0,1353	0,0605	(-0.256, -0.014)	0,874	Signifikan negatif
X3	-0,1121	0,1002	(-0.312, 0.081)	0,894	Tidak signifikan
X5	-0,0917	0,0913	(-0.272, 0.088)	0,912	Tidak signifikan
X7	0,1857	0,0890	(0.011, 0.361)	1,204	Signifikan positif

Sementara itu, peubah tingkat pengangguran terbuka (X3) memiliki koefisien negatif sebesar -0,1121 dengan CI 95% sebesar -0,312 hingga 0,081, sedangkan pengeluaran per kapita (X5) memiliki koefisien negatif sebesar -0,0917 dengan CI 95% sebesar -0,272 hingga 0,088. Kedua peubah tersebut belum menunjukkan pengaruh yang signifikan secara statistik terhadap risiko relatif *stunting* karena *credible interval* masih mencakup nilai nol.

Tabel 6: Ringkasan *hyperparameter* model BYM2.

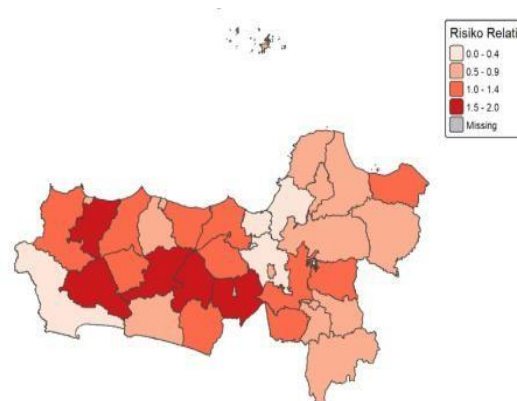
<i>Hyperparameter</i>	<i>Mean</i>
<i>Precision</i> (τ)	5,595
<i>Phi</i> (ϕ)	0,327

Selain parameter kovariat, model BYM2 menghasilkan *hyperparameter* yang menggambarkan struktur keragaman spasial sebagaimana disajikan pada Tabel 6. Nilai presisi efek acak gabungan τ sebesar 5,595 menunjukkan tingkat presisi efek acak pada model, sedangkan nilai parameter pencampur ϕ sebesar 0,327 menunjukkan bahwa sekitar 32,7% keragaman berasal dari komponen spasial terstruktur. Nilai ϕ yang tidak mendekati satu mengindikasikan bahwa risiko *stunting* di Jawa Tengah tidak hanya dipengaruhi oleh kedekatan geografis antarwilayah, tetapi juga oleh karakteristik lokal masing-masing kabupaten/kota.

3.4 Pemetaan Risiko Relatif

Hasil estimasi risiko relatif berdasarkan model BYM2 menunjukkan adanya variasi tingkat risiko *stunting* antarwilayah di Jawa Tengah. Nilai risiko relatif lebih dari 1 menunjukkan wilayah dengan risiko lebih tinggi dibandingkan rata-rata seluruh wilayah, sedangkan nilai di bawah 1 menunjukkan risiko yang lebih rendah. Berdasarkan peta risiko relatif pada Gambar 2, distribusi risiko terlihat tidak merata sehingga terdapat

beberapa kabupaten/kota dengan kecenderungan risiko *stunting* yang lebih tinggi dibandingkan wilayah lainnya.



Gambar 2: Peta risiko relatif *stunting* dengan model BYM2.

Berdasarkan Gambar 2, Kabupaten Wonosobo memiliki risiko relatif (RR) *stunting* tertinggi sebesar 1,833, yang menunjukkan risiko *stunting* di wilayah tersebut sekitar 83,3% lebih tinggi dibandingkan rata-rata wilayah, diikuti Kabupaten Tegal dengan RR sebesar 1,1815. Selain itu, Kabupaten Banjarnegara, Magelang, Banyumas, Purworejo, Rembang, Temanggung, Purbalingga, dan Klaten juga memiliki nilai RR lebih dari 1 sehingga tergolong wilayah dengan risiko tinggi. Perbedaan nilai RR antarwilayah menunjukkan adanya heterogenitas risiko serta pola spasial sehingga wilayah berdekatan cenderung memiliki tingkat risiko serupa. Hasil ini sejalan dengan penelitian Wardana *et al.* (2023) yang menunjukkan bahwa kasus *stunting* memiliki kecenderungan membentuk pengelompokan spasial dan tidak terjadi secara acak antarwilayah.

3.5 Diagnostik Model

Diagnostik model dilakukan untuk mengevaluasi kesesuaian model BYM2 terhadap data. Berdasarkan Tabel 7, nilai dispersi sebesar 1,0046 yang sangat dekat dengan 1 sehingga tidak menunjukkan indikasi overdispersi yang kuat. Selain itu, *p-value* sebesar 0,0794 lebih besar dari 0,05 sehingga model BYM2 berbasis distribusi *Poisson* dinilai sesuai untuk memodelkan jumlah kasus *stunting* di tingkat kabupaten/kota Provinsi Jawa Tengah.

Tabel 7: Hasil diagnostik dispersi model BYM2.

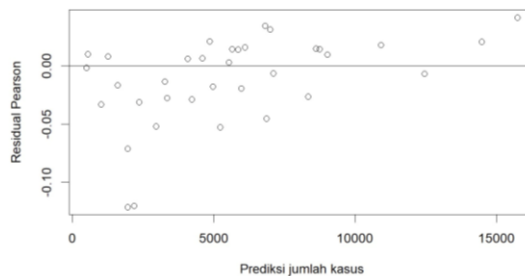
Ukuran diagnostik	Nilai
Banyak wilayah (n)	35
Dispersi	1,0046
<i>p-value</i>	0,0794

Pemeriksaan autokorelasi spasial residual dilakukan menggunakan *Moran's I* untuk mengetahui ada tidaknya pola spasial yang belum dijelaskan oleh model. Berdasarkan Tabel 8, diperoleh nilai *Moran's I* residual sebesar 0,1120 dengan *p-value* sebesar 0,1028 ($>0,05$) sehingga tidak terdapat autokorelasi spasial yang signifikan pada residual model. Hasil ini menunjukkan bahwa pola spasial pada data *stunting* telah berhasil dijelaskan oleh model BYM2 sehingga residual cenderung menyebar secara acak dan tidak lagi membentuk pengelompokan spasial yang kuat. Secara keseluruhan, hasil diagnostik menunjukkan bahwa model BYM2 dengan kovariat X3, X5, dan X7 memiliki performa yang baik, tidak menunjukkan indikasi *overdispersion*, serta layak digunakan untuk mengestimasi risiko relatif *stunting* dan mengidentifikasi wilayah prioritas intervensi di Provinsi Jawa Tengah.

Tabel 8: Hasil uji *Moran's I* pada residual model BYM2.

Statistik	Ekspektasi	Varians	<i>p-value</i>
0,1120	-0,0294	0,0125	0,1028

Selain uji statistik, pemeriksaan residual pada Gambar 3 menunjukkan bahwa residual menyebar secara acak di sekitar nol tanpa pola tertentu. Hal ini mengindikasikan bahwa model BYM2 telah mampu memodelkan hubungan kovariat dan efek spasial dengan baik sehingga hasil prediksi cukup stabil dan sesuai dengan data observasi.



Gambar 3: Plot residual Pearson terhadap prediksi jumlah kasus *stunting*.

4. Simpulan dan Saran

Model BYM2 dengan kovariat tingkat pengangguran terbuka (X3), pengeluaran per kapita (X5), dan persentase penduduk miskin (X7) merupakan model terbaik dalam memprediksi risiko *stunting* di Jawa Tengah karena dapat menyeimbangkan kemampuan prediksi dan interpretabilitas model, dengan nilai DIC dan MAD yang lebih baik dibandingkan model ICAR. Persentase penduduk miskin menjadi faktor yang berpengaruh signifikan terhadap peningkatan risiko *stunting*.

Kabupaten Wonosobo dan Kabupaten Tegal memiliki risiko relatif *stunting* tertinggi, sedangkan Kota Semarang memiliki risiko terendah. Peta risiko relatif *stunting* dapat digunakan sebagai acuan dalam menentukan wilayah prioritas intervensi.

Penelitian ini merekomendasikan pemerintah Provinsi Jawa Tengah untuk memprioritaskan penanganan *stunting* di wilayah dengan risiko relatif tinggi. Upaya yang disarankan meliputi penguatan program pengentasan kemiskinan, peningkatan akses pangan bergizi, dan bantuan sosial. Selain itu, penelitian selanjutnya disarankan menambahkan variabel seperti akses sanitasi dan layanan kesehatan, serta menggunakan model spasio-temporal Bayesian untuk menganalisis perubahan risiko *stunting* dari waktu ke waktu.

Daftar Pustaka

- Amir, A., & Safri, M. (2023). *Analisis pengaruh belanja pendidikan, belanja kesehatan, tingkat pendidikan, derajat kesehatan, dan pengangguran terhadap indeks keparahan kemiskinan kab/kota di provinsi jambi tahun 2017-2021* (Doctoral dissertation, universitas batanghari).
- Intan, W. S. (2023). *Analisis Pengaruh Capaian Keluarga Berencana, Angka Harapan Hidup, Angka Melek Huruf, dan Penerima Bantuan Iuran Jaminan Kesehatan terhadap Prevalensi Stunting di Provinsi Jawa Tengah* (Doctoral dissertation, Universitas Gadjah Mada).
- Karyati, Y. (2021). Pengaruh jumlah penduduk miskin, laju pertumbuhan ekonomi, dan tingkat pendidikan terhadap jumlah stunting di 10 wilayah tertinggi indonesia tahun 2010-2019. *Jurnal Riset Ilmu Ekonomi Dan Bisnis*, 101-108.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2023). *Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023*. Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan, Kementerian Kesehatan RI.
- Latifah, L., Riyadi, S., Wahyono, E., Sofianto, A., Susilowati, T., Febrian, L., Ambarwati,
- O. C., Najib, & Rachmadhani, A. (2024). *Mengurai simpul masalah stunting di Jawa Tengah: Memotret potensi penyebab, kesenjangan kebijakan dan rekomendasi perbaikan. Analisis Kebijakan Daerah*, 1(1), 1–11.
- Moraga, P. (2023). *Geospatial Health Data: Modeling and Visualization with R-INLA and Shiny*. Chapman and Hall/CRC.

- Putri, A. A. (2025). *Analisis Pengaruh Kepadatan Penduduk dan Faktor Sosial Ekonomi terhadap Stunting di Pulau Jawa: Pendekatan Regresi Semiparametrik Spline Truncated* (Doctoral dissertation, Universitas Gadjah Mada).
- Sari, D., Ningsih, A. D., & Azzahra, A. (2023). Pencegahan stunting pada anak usia dini serta dampaknya pada faktor pendidikan dan ekonomi. *Jurnal Pengabdian kepada Masyarakat Nusantara*, 4(3), 2679-2678.
- Septiani, R. E., Mulyaningsih, T., & Mulyanto, M. (2023). The effect of macroeconomics and access to health service on stunting in Indonesia. *Health Science Journal of Indonesia*, 14(1). <https://doi.org/10.22435/hsji.v14i1.6440>.
- Sugiarto, R. (2023). Pengaruh Produksi Beras, Pendapatan Perkapita, Rata-Rata Lama Sekolah Wanita terhadap Stunting di DIY dengan Indeks Ketahanan Pangan Sebagai Variabel Intervening. In *PROSIDING SEMINAR PEMBANGUNAN DAERAH BAPPEDA DIY* (p. 1).
- Sukresno, P. R., Saleh, M., & Amalia, S. (2025). Pengaruh Pendapatan Keluarga dan Ketersediaan Infrastruktur Kesehatan Terhadap Prevalensi Stunting yang Dimediasi oleh Perilaku Kesehatan Keluarga di Kota Samarinda. *Jurnal Syntax Imperatif: Jurnal Ilmu Sosial Dan Pendidikan*, 6(3), 772-787.
- Wardana, W., Munibah, K., & Baliwati, Y. F. (2023). Pola Sebaran Spasial Stunting di Kabupaten Lampung Selatan dengan Pendekatan Autokorelasi Spasial. *Journal of Regional & Rural Development Planning/Jurnal Perencanaan Pembangunan Wilayah dan Perdesaan*, 7(1).
- Widyaningsih, V., Mulyaningsih, T., Rahmawati, F. N., & Adhitya, D. (2022). Determinants of socioeconomic and rural–urban disparities in stunting: Evidence from Indonesia. *Rural and Remote Health*, 22(1), 7082. <https://doi.org/10.22605/RRH7082>.
- Yushuf, E., Ernawati, E., & Iskandar, D. (2025). Pengaruh Pola Asuh, Fasilitas Kesehatan Dan Sanitasi Lingkungan Terhadap Stunting Di Puskesmas Selat Kabupaten Kapuas. *Jurnal Penelitian Multidisiplin Bangsa*, 2(1), 5-15.