Jurnal Cakrawala Akademika (JCA)
Vol. 2 No. 5 Februari 2026
E-ISSN: 3062-9942 , Hal 31-40
DOI: https://doi.org/10.70182/jca.v2i5.1551
https://jurnalpustakacendekia.com/index.php/jca

Identifikasi Faktor Stunting pada Balita di Provinsi Riau Tahun 2023 dengan Pendekatan GLM dan INLA

Ifrah Luthfia
Program Studi Matematika Militer, Universitas Pertahanan Indonesia

Syasya Qonita Azizah
Program Studi Matematika Militer, Universitas Pertahanan Indonesia

Alamat: Kawasan IPSC Sentul, Sukahati, Kec. Citeureup, Bogor, Jawa Barat 16810
Korespondensi penulis: ifrahluthfia05@gmail.com

Abstract. *Stunting remains a chronic malnutrition issue in toddlers in Riau Province, Indonesia, with spatial disparities despite a low prevalence of 13.6% in 2023. Factors like low birth weight (BBLR), infant health services, active posyandu, maternal Fe3 tablet consumption, and toddler vitamin A coverage contribute to uneven cases across districts. To identify significant predictors of stunting cases and determine the best regression model using GLM (Poisson, Negative Binomial, Gaussian) and INLA. This quantitative comparative study used secondary data from Riau Health Profile 2023 and BPS on 12 districts/cities (population: all Riau districts; sample: full dataset). Predictors were analyzed via VIF for multicollinearity, GLM with AIC/BIC, and INLA with DIC. Negative Binomial GLM showed significant positive effect of BBLR (β=0.174, p=0.001) and negative effects of infant health services (β=-0.023, p=0.007) and active posyandu (β=-0.049, p=0.049); Fe3 and vitamin A were insignificant. Negative Binomial is the best-fit model (AIC=175.309, BIC=178.703), recommending targeted BBLR interventions for spatial equity.*

Keywords: *Active Posyandu, Birth Weight, INLA, Negative Binomial, Stunting*

Abstrak. Stunting masih menjadi masalah gizi kronis pada balita di Provinsi Riau, dengan ketimpangan spasial meskipun prevalensi rendah 13,6% pada 2023. Faktor seperti Berat Badan Lahir Rendah (BBLR), pelayanan kesehatan bayi, posyandu aktif, konsumsi tablet Fe3 ibu hamil, dan cakupan vitamin A balita berkontribusi pada kasus tidak merata antar kabupaten/kota. Mengidentifikasi prediktor signifikan kasus stunting dan menentukan model regresi terbaik menggunakan GLM (Poisson, Binomial Negatif, Gaussian) dan INLA. Penelitian kuantitatif komparatif menggunakan data sekunder dari Profil Kesehatan Riau 2023 dan BPS pada 12 kabupaten/kota (populasi: seluruh kabupaten Riau; sampel: data lengkap). Analisis meliputi VIF untuk multikolinearitas, GLM dengan AIC/BIC, dan INLA dengan DIC. GLM Binomial Negatif menunjukkan pengaruh positif signifikan BBLR (β=0,174, p=0,001) dan pengaruh negatif signifikan pelayanan kesehatan bayi (β=-0,023, p=0,007) serta posyandu aktif (β=-0,049, p=0,049); tablet Fe3 dan vitamin A tidak signifikan. Model Binomial Negatif terbaik (AIC=175,309; BIC=178,703), merekomendasikan intervensi pencegahan BBLR untuk kesetaraan spasial.

Kata Kunci: Berat Badan Lahir, Binomial Negatif, INLA, Posyandu Aktif, Stunting

LATAR BELAKANG

Stunting merupakan kondisi gagal tumbuh pada balita akibat kekurangan gizi kronis yang berlangsung lama, sering kali dimulai sejak dalam kandungan melalui ibu hamil dan berlanjut pada fase pertumbuhan krusial anak (Dina & Dewi, 2025; Rahmadiani, 2025). Kondisi ini dipicu oleh ketidakcukupan zat gizi masa lalu, buruknya keragaman pangan, rendahnya asupan vitamin

Received Januari 18, 2026; Revised Januari 19, 2026; Accepted Januari 20, 2026
*Corresponding author, ifrahluthfia05@gmail.com

dan mineral, serta pola asuh ibu yang kurang optimal selama kehamilan (Kesehatan et al., 2020; Handriyanti & Fitriani, 2021). Masalah gizi kronis ini tidak hanya menghambat pertumbuhan fisik, tetapi juga berdampak jangka panjang pada perkembangan kognitif dan kesehatan anak (Laksono et al., 2022).

Di Provinsi Riau tahun 2023, prevalensi stunting berhasil ditekan menjadi 13,6 persen berdasarkan Survei Kesehatan Indonesia (SKI), jauh di bawah rata-rata nasional 21,5 persen, menjadikannya provinsi dengan angka terendah ketiga setelah Bali dan Jambi (Ridwan et al., 2025; Asnida, 2025). Meskipun demikian, ketimpangan jumlah kasus antar kabupaten/kota menandakan masalah gizi kronis belum sepenuhnya teratasi, dengan kasus tertinggi di wilayah seperti Siak dan Kampar (Asnida, 2025; Rahmadiani, 2025).

Permasalahan utama muncul dari faktor-faktor seperti Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) akibat gizi buruk selama kehamilan, yang menghambat pertumbuhan bayi sejak lahir dan meningkatkan risiko stunting (Susanti, 2024; Rahmadiani, 2025). Pelayanan kesehatan bayi dan posyandu aktif yang kurang optimal juga menghambat deteksi dini gangguan pertumbuhan, sehingga memperburuk prevalensi stunting di tingkat lokal (Khadijah et al., 2025; Fatimah, 2025). Selain itu, kepatuhan ibu hamil mengonsumsi tablet Fe3 rendah menyebabkan anemia, yang berdampak langsung pada berat lahir dan pertumbuhan janin (Nadiya et al., 2023; Hermawan, 2025).

Cakupan pemberian vitamin A pada balita yang tidak merata turut berkontribusi, karena kekurangan mikronutrien ini menurunkan daya tahan tubuh dan memicu infeksi yang menghambat tumbuh kembang (Musaddat et al., 2024; Apriliani, 2025). Ketidakseimbangan ini menunjukkan perlunya identifikasi faktor dominan secara spasial untuk intervensi tepat sasaran (Harits et al., 2025; Hayati, 2025).

Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor signifikan memengaruhi kasus stunting pada balita di Provinsi Riau tahun 2023 serta menentukan model regresi terbaik menggunakan GLM (Poisson, Binomial Negatif, Gaussian) dan INLA, dengan prediktor BBLR, pelayanan kesehatan bayi, posyandu aktif, tablet Fe3 ibu hamil, serta vitamin A balita. Urgensi penelitian terletak pada rekomendasi kebijakan berbasis data untuk pemerintah daerah guna mengurangi ketimpangan spasial stunting, sejalan dengan target nasional penurunan prevalensi (Yuniarsyih R.A. et al., 2025; Sianipar, 2025). Kebaruan penelitian adalah integrasi GLM dan INLA untuk pemodelan data hitungan spasial stunting, yang memberikan estimasi Bayesian efisien dan pemilihan model optimal via AIC, BIC, serta DIC, belum banyak diterapkan pada konteks Riau (Argyanti, 2025; Harits et al., 2025).

METODE PENELITIAN

Jenis dan Sumber Data

Metode yang digunakan dalam analisis penelitian ini adalah dengan metode kuantitatif komparatif menggunakan dua pendekatan yakni, GLM dan INLA. Data yang digunakan adalah data sekunder dari Buku Profil Kesehatan Provinsi Riau Tahun 2023 dan Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Riau.

Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan spasial variabel (u, v) sebagai titik koordinat untuk setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Riau dan beberapa variabel prediktor (x) sebagai faktor yang mempengaruhi variabel respons (y) yakni jumlah kasus stunting di setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Riau, yang dijelaskan pada Tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Variabel Penyebaran Penyakit Stunting di Provinsi Riau Tahun 2023

Variabel	Keterangan	Sumber Data
Y	Jumlah kasus Stunting	BPS Provinsi Riau
X_1	Presentase BBLR	BPS Provinsi Riau
X2	Presentase Pelayanan Kesehatan Bayi	BPS Provinsi Riau
X3	Persentase Posyandu Aktif	BPS Provinsi Riau
X4	Persentase Ibu Hamil yang Mengonsumsi Tablet Fe3	BPS Provinsi Riau
X5	Persentase Cakupan Pemberian Vitamin A pada Balita	BPS Provinsi Riau

Multikolinearitas adalah masalah umum dalam regresi linear berganda yang menyebabkan estimasi koefisien tidak stabil, varians tinggi dan penurunan akurasi prediksi. Uji multikolinearitas bertujuan untuk mendeteksi korelasi antar variabel bebas dalam model regresi. Model regresi yang baik tidak memiliki korelasi antar variabel independen. Multikolinearitas dideteksi dengan melihat VIF (*Variance Inflation Factor*). Rumus VIF yakni:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

Multikolinearitas terjadi jika VIF lebih besar dari 10 atau nilai *tolerance* kurang dari 0,1 (Ramadhan Rosiana & Listyawati Ika, 2018).

Tabel 2. Uji Multikolinearitas

Variabel Independen	VIF	Korelasi
X1	1.599	0.3577
X2	1.496	-0.3196
X3	1.542	0.0086
X4	1.656	-0.2481
X5	2.067	-0.0454

Berdasarkan tabel 2, semua variabel menunjukkan nilai VIF dan korelasi yang rendah, sehingga tidak ada multikolinearitas. Nilai VIF tertinggi terdapat pada X5, yang masih jauh di bawah ambang batas 10, sehingga dapat disimpulkan tidak ada multikolinearitas signifikan antar variabel prediktor (X1 hingga X5).

***Generalized Linear Model* (GLM)**

Generalized Linear Model (GLM) adalah pengembangan dari regresi linier klasik untuk menganalisis hubungan antara variabel respon dan prediktor ketika asumsi normalitas tidak terpenuhi (Argyanti, 2025). Model ini menggunakan fungsi tautan untuk menghubungkan nilai harapan variabel respons dengan kombinasi linear variabel prediktor, sehingga mampu menggambarkan hubungan non linier yang kompleks, dengan persamaan:

$$g(\mu_i) = g[E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip}$$

Dengan:

- $\mu_i = E(Y_i)$: nilai harapan variabel respon
- $g(\ldots)$: fungsi tautan (*link function*)
- β_j : parameter model yang diestimasi

Evaluasi model GLM dilakukan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC), yang menyeimbangkan ketepatan dan kompleksitas parameter model (Sianipar, 2025).

$$AIC = -2\ln(L) + 2k$$
$$BIC = -2\ln(L) + k\ln(n)$$

Dengan:

- L : nilai maksimum fungsi likelihood
- k : jumlah parameter yang diestimasi
- n : jumlah pengamatan

Model terbaik memiliki nilai AIC dan BIC terkecil, menandakan keseimbangan optimal antara ketepatan dan kesederhanaan.

Distribusi Poisson

Distribusi poisson adalah distribusi probabilitas yang memodelkan jumlah kejadian peristiwa acak dalam interval waktu atau ruang tertentu, dengan asumsi rata-rata kejadian tetap dan peluang kejadian kecil meskipun jumlah percobaan besar. Distribusi Poisson ini menggambarkan probabilitas kejadian acak yang jarang dalam rentang waktu tertentu (Muharani et al., 2024). Rumus dari distribusi poisson:

$$P(x) = \frac{\lambda^x e^{-\lambda}}{x!}$$

Dengan:

- λ : jumlah rata rata kejadian X dalam setiap interval waktu
- x ; variabel acak diskrit yang menggambarkan jumlah kejadian dalam setiap interval waktu

Distribusi binomial negatif

Regresi Binomial Negatif merupakan alternatif untuk Regresi Poisson ketika terjadi *overdispersion*, yaitu varians data lebih besar dari rata-rata. Model ini menggunakan Distribusi Binomial Negatif, yang merupakan kombinasi dari distribusi Poisson dan Gamma. (Stoklosa et al., 2022). Distribusi binomial negatif memiliki fungsi:

$$f(y;\mu,\theta) = \frac{\Gamma(y+\theta)}{\Gamma(\theta)y!}\left(\frac{\mu}{\mu+\theta}\right)^y\left(\frac{\theta}{\mu+\theta}\right)^\theta$$

di mana μ adalah rata-rata distribusi, θ adalah parameter dispersi yang menangkap tingkat *overdispersion*, dan $\Gamma(\ldots)$ adalah fungsi gamma (Triwahyu et al., 2024).

Distribusi Gaussian

Distribusi Gaussian atau Distribusi Normal adalah distribusi fundamental dalam statistik yang menggambarkan variabel kontinu dengan penyebaran simetris di sekitar nilai rata-rata. Distribusi Gaussian pada GLM digunakan ketika data memiliki varians konstan dan residual yang menyebar acak tanpa pola (Pratikno et al., 2020). Distribusi ini memiliki fungsi kepadatan peluang (*probability density function*) sebagai berikut:

$$f(y_i;\mu_i,\sigma^2)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{\left(\frac{(y_i-\mu_i)^2}{2\sigma^2}\right)}$$

Dengan:

- y_i : nilai observasi ke-i
- μ_i : nilai rata-rata atau ekspetasi dari variabel respon
- σ^2 : varians dari distribusi

***Integrated Nested Laplace Approximations* (INLA)**

INLA adalah metode numerik yang efisien untuk mengaproksimasi distribusi posterior dalam model hierarkis Bayesian, termasuk model spasial. INLA menggunakan pendekatan Laplace untuk menghitung posterior marjinal parameter model, sehingga memberikan kecepatan komputasi yang lebih baik dengan tetap menjaga akurasi (Harits et al., 2025). Tujuan utama INLA adalah menghitung posterior marginal dari parameter model, yaitu:

$$\pi(x_i \mid Y)=\int \pi(x_i \mid \theta,Y)\pi(\theta \mid Y)d\theta$$

DIC (*Deviance Information Criterion*) adalah alat statistik yang digunakan dalam pemilihan model Bayesian. DIC berfungsi sebagai kriteria perbandingan model untuk mengidentifikasi model dengan keseimbangan terbaik antara kesesuaian dan kompleksitas, sama halnya seperti AIC dan BIC(Kakiay & Wigiyanti, 2022). Pemilihan model terbaik dalam konteks Bayesian, menggunakan *Deviance Information Criterion* (DIC) yang dirumuskan sebagai:

$$DIC=\overline{D(\theta)}+p_D$$

Deviance rata-rata adalah $\overline{D(\theta)}$ dan kompleksitas model ditunjukkan oleh p_D. Nilai DIC yang lebih kecil menandakan model yang lebih baik.

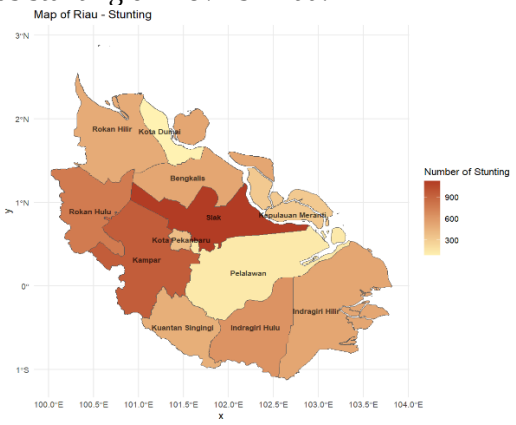
Best-Fit Model

Pemilihan *Best-Fit Model* atau model terbaik bertujuan untuk menemukan model statistik yang paling sesuai dalam menggambarkan hubungan antara variabel respons dan prediktor. Pemilihan model pada GLM didasarkan pada nilai AIC dan BIC (Sianipar, 2025), sementara pada Bayesian INLA digunakan DIC(Kakiay & Wigiyanti, 2022). Nilai AIC, BIC, atau DIC yang lebih kecil mengindikasikan model dengan keseimbangan terbaik antara ketepatan dan kompleksitas (Aryani, 2022). Model terbaik diharapkan memberikan estimasi parameter yang efisien dan interpretasi yang akurat terhadap variabel prediktor.

HASIL DAN PEMBAHASAN

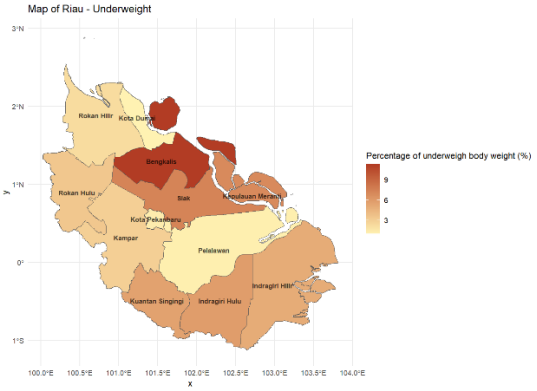
Data Visual dan Deskripsi

Kasus stunting tersebar di seluruh Provinsi Riau. Gambar 1 di bawah ini adalah peta yang menunjukkan sebaran kasus stunting di Provinsi Riau.

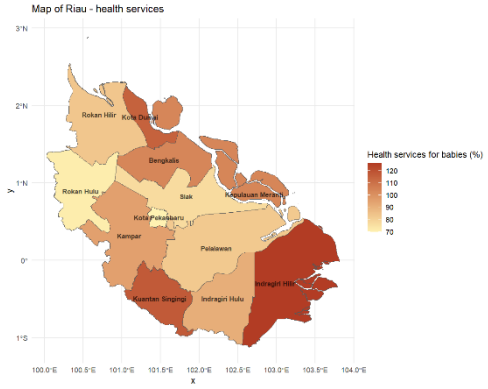


Gambar 1. Jumlah Kasus Stunting di Riau Tahun 2023

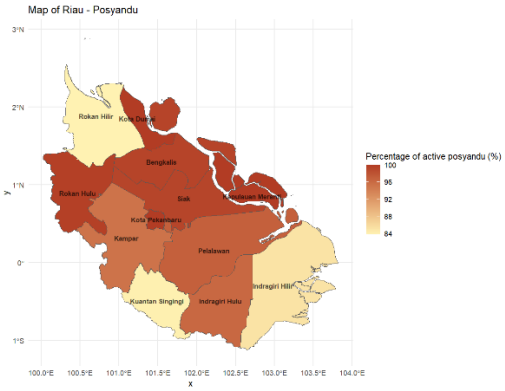
Peta ini menggambarkan sebaran kasus stunting di Provinsi Riau per Kabupaten/Kota. Warna gelap mengindikasikan jumlah kasus stunting yang tinggi, sementara warna terang menunjukkan jumlah kasus yang rendah. Berdasarkan peta, kasus stunting terbanyak berada di wilayah tengah hingga barat, seperti Siak (1.125 kasus) dan Kampar (948 kasus). Kasus stunting terendah tercatat di Pelalawan (144 kasus) dan Dumai (91 kasus). Perbedaan signifikan antar daerah mengindikasikan kurangnya penanganan stunting yang komprehensif di Provinsi Riau.



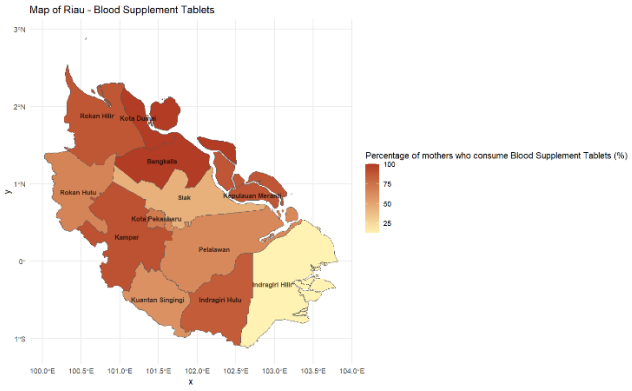
(a) Persentase BBLR



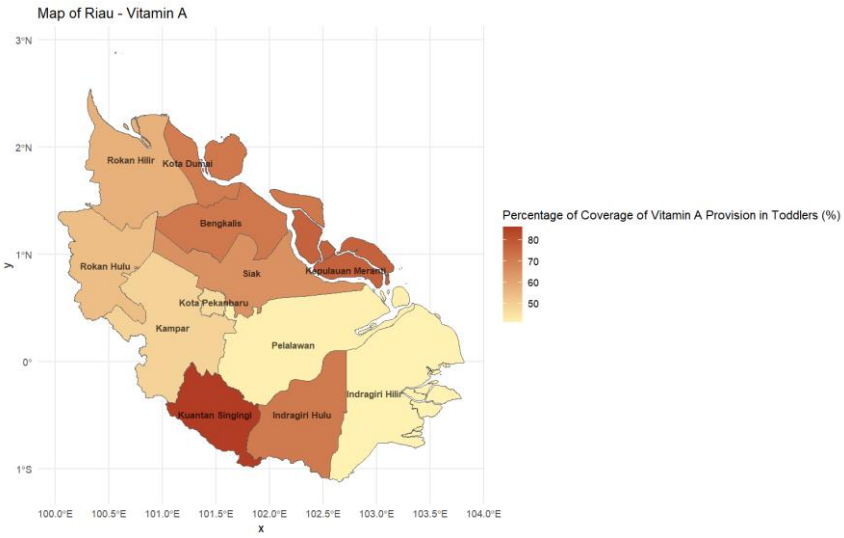
(b) Persentase posyandu aktif



(c) Persentase pelayanan kesehatan bayi



(d) Persentase ibu hamil yang mengkonsumsi tablet Fe3



(e) Persentase cakupan pemberian Vitamin A pada bayi

Gambar 2. Persentase variabel prediktor

Gambar 2 menunjukkan lokasi distribusi variabel prediktor yang mempengaruhi stunting di Riau. Persentase tertinggi balita dengan berat badan yang kurang adalah Bengkalis (11,3%) dan terendah Kota Dumai (1,04%) adalah. Presentase tertinggi balita yang mendapatkan pelayanan kesehatan adalah Indragiri Hilir (126,2%) dan terendah Kota Pekanbaru (69,9%). Presentase tertinggi posyandu aktif di daerah tersebut ada di Kepulauan Meranti, Kota Pekanbaru, dan Kota Dumai (100%) dan terendah adalah Rokan Hilir (83,9%). Persentase tertinggi ibu hamil yang mengkonsumsi tablet Fe3 adalah Bengkalis dan Kota Dumai (100%) dan terendah adalah Indragiri Hilir (13%). Presentase tertinggi cakupan pemberian vitamin A pada balita adalah Kuantan Singingi (86,2%) dan terendah adalah Indragiri Hilir (41,1%)

Analisis Regresi Non-Linier

1. Distribusi Poisson

Tabel di bawah ini adalah hasil dari metode GLM yang di ukur dengan menggunakan regresi non linear dengan Distribusi Poisson.

Tabel 3. Hasil Distribusi Poisson

Coefficients	GLM		INLA		
	Estimation	P-Value	Estimation	Interval	
				0.025	0.975
(Intercept)	11.331	0.000	11.330	10.719	11.942
X1	0.132	0.000	0.132	0.120	0.144
X2	-0.021	0.000	-0.021	-0.023	-0.019
X3	-0.032	0.000	-0.032	-0.037	-0.026
X4	-0.004	3.06e-12 ***	-0.004	-0.005	-0.003
X5	-0.007	3.32e-07***	-0.007	-0.009	-0.004

Signifikansi : 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Hasil estimasi model regresi GLM dengan asumsi Distribusi Poisson menunjukkan bahwa semua variabel prediktor memiliki pengaruh yang signifikan secara statistik terhadap variabel respon (*p-value* < 0,001). Variabel persentase BBLR memiliki hubungan positif yang signifikan, yang berarti setiap peningkatan pada faktor ini secara substansial diasosiasikan dengan peningkatan laju insiden yang diharapkan. Sementara itu, variabel lainnya memiliki hubungan negatif signifikan, menunjukkan bahwa peningkatan pada faktor-faktor ini berkorelasi dengan penurunan laju insiden yang dimodelkan.

Konsisten temuan ini di perkuat oleh hasil estimasi INLA, yang menggunakan interval kepercayaan 95% untuk semua koefisien tidak mencakup nol, secara kuat mendukung kesimpulan signifikansi statistik yang sama dengan GLM. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa semua variabel yang di uji pada model Poisson merupakan faktor penting dan relevan yang secara kolektif menjelaskan variasi dalam laju insiden.

2. Binomial Negatif

Tabel di bawah ini adalah hasil dari metode GLM yang di ukur dengan menggunakan regresi non linear dengan Distribusi Binomial Negatif.

Tabel 4. Hasil Distribusi Binomial Negatif

Coefficients	GLM		INLA		
	Estimation	P-Value	Estimation	Interval	
				0.025	0.975
(Intercept)	13.136	9.5e-07 ***	13.311	5.742	20.963
X1	0.174	0.001 **	0.178	0.021	0.366
X2	-0.023	0.007 **	-0.023	-0.045	-0.001
X3	-0.049	0.049 *	-0.051	-0.121	-0.018
X4	-0.0002	0.968	0.000	-0.016	-0.017
X5	-0.014	0.270	-0.015	-0.045	-0.015

Signifikansi : 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Berdasarkan hasil dari model GLM dengan distribusi binomial negatif, menunjukkan bahwa tidak semua faktor prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Variabel persentase BBLR, persentase pelayanan kesehatan bayi dan persentase posyandu aktif terbukti memiliki pengaruh yang lebih signifikan secara statistik. Sedangkan persentase BBLR dan persentase pelayanan kesehatan bayi memiliki pengaruh yang lebih kuat dibandingkan dengan persentase posyandu aktif. Analisis menunjukkan bahwa variabel persentase BBLR memiliki hubungan positif signifikan dengan peningkatan laju insiden. Sementara itu persentase pelayanan kesehatan bayi dan persentase posyandu aktif memiliki hubungan negatif signifikan dengan penurunan laju insiden. Sedangkan variabel persentase ibu hamil yang mengkonsumsi tablet Fe3 dan persentase cakupan pemberian vitamin A pada balita tidak signifikan secara statistik.

Konsistensi temuan ini diperkuat oleh hasil estimasi INLA, yang memiliki interval kepercayaan sebesar 95% untuk variabel persentase BBLR, persentase pelayanan kesehatan bayi dan persentase posyandu aktif tidak mencakup nol, yang secara kuat mendukung kesimpulan signifikansi statistiknya. Sebaliknya, interval kepercayaan INLA untuk persentase ibu hamil yang mengkonsumsi tablet Fe3 dan persentase cakupan pemberian vitamin A pada balita mencakup nol, yang membenarkan kesimpulan bahwa kedua variabel tersebut tidak berpengaruh signifikan. Oleh karena itu, model Binomial Negatif ini efektif dalam mengidentifikasi persentase BBLR, persentase pelayanan kesehatan bayi dan persentase posyandu aktif sebagai faktor yang penting dan relevan. Sementara itu, data menyarankan bahwa variabel persentase ibu hamil yang mengkonsumsi tablet Fe3 dan persentase cakupan pemberian vitamin A pada balita dapat dipertimbangkan untuk dieliminasi dalam pemodelan di masa depan untuk mendapatkan model yang lebih sederhana.

3. Model Gaussian

Tabel 5. Hasil Distribusi Gaussian

Coefficients	GLM		INLA		
	Estimation	P-Value	Estimation	Interval	
				0.025	0.975
(Intercept)	2190.584	0.292	1674.678	-1425.738	4685.882
X1	53.049	0.217	24.256	-23.538	69.476
X2	-8.912	0.196	-7.919	-18.719	3.133
X3	-8.396	0.651	-3.877	-31.666	24.656
X4	-2.660	0.596	-3.783	-12.169	4.432
X5	-0.931	0.922	2.430	-12.245	17.600

Signifikansi : 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Berdasarkan hasil dari model GLM dengan distribusi Gaussian, menunjukkan bahwa baik melalui GLM ataupun INLA, menunjukkan bahwa tidak ada satu pun variabel prediktor yang memiliki pengaruh signifikan secara statistik terhadap variabel respon. Semua variabel yang di uji memiliki *p-value* yang sangat tinggi. Dengan itu, dapat disimpulkan bahwa koefisien variabel tersebut berbeda secara signifikan dari nol. Dengan kata lain, model ini menunjukkan bahwa tidak ada variabel bebas yang dipertimbangkan secara individual berkontribusi secara signifikan.

4. Best-Fit Model

Uji *Best Model* dilakukan untuk mendapatkan distribusi yang paling tepat untuk menganalisis kasus stunting di Provinsi Riau. Berikut adalah tabel *Best-Fit Model* berdasarkan AIC, BIC dan DIC.

Tabel 6. Hasil Uji *Best-Fit Model*

Model	GLM		INLA
	AIC	BIC	DIC
Binomial Negatif	175.309	178.703	176.17
Poisson	1177.567	1180.476	-709.66
Gaussian	177.487	180.881	177.13

Berdasarkan tabel 6, dari ketiga model yang telah diuji yakni model Binomial Negatif, Poisson dan Gaussian menunjukkan bahwa model Binomial Negatif adalah model yang paling cocok untuk menganalisis kasus stunting di Provinsi Riau pada tahun 2023. Kesimpulan ini ditunjukkan oleh nilai AIC dan BIC dari GLM, dimana model ini menghasilkan nilai yang paling kecil (AIC 175.309 dan BIC 178.703). Sebaliknya model poisson menunjukkan kecocokan yang sangat buruk, ditunjukkan oleh nilai AIC dan BIC yang ekstrem, yang kemungkinan besar disebabkan oleh *overdispersion* pada data perhitungan. Walaupun nilai DIC dari INLA memberikan hasil yang berbeda, konsistensi dan magnitude yang jauh lebih rendah dari AIC dan BIC pada model binomial negatif menunjukkan bahwa model ini adalah model yang paling efisien dan paling cocok untuk data tersebut.

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa model Distribusi Binomial Negatif merupakan model terbaik untuk menganalisis jumlah kasus stunting pada balita di Provinsi Riau tahun 2023, sebagaimana dibuktikan oleh nilai AIC (175.309) dan BIC (178.703) yang jauh lebih rendah dibandingkan model Poisson dan Gaussian, serta dukungan DIC dari INLA. Temuan utama menunjukkan persentase Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) berpengaruh positif signifikan terhadap peningkatan kasus stunting, sementara pelayanan kesehatan bayi dan posyandu aktif berpengaruh negatif signifikan, sedangkan konsumsi tablet Fe3 ibu hamil serta cakupan vitamin A tidak signifikan. Integrasi GLM dan INLA berhasil mengidentifikasi faktor dominan secara spasial, dengan BBLR sebagai prediktor utama yang menjelaskan ketimpangan kasus antar kabupaten/kota.

Meskipun demikian, keterbatasan penelitian terletak pada penggunaan data sekunder agregat yang tidak menangkap variabel individu seperti pola makan atau faktor sosioekonomi mendalam, serta skala spasial terbatas pada tingkat kabupaten/kota tanpa data waktu longitudinal. Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup penggabungan data primer survei rumah tangga, model hierarkis Bayesian lanjutan, dan ekspansi ke provinsi lain untuk komparasi nasional. Secara praktis, hasil ini merekomendasikan pemerintah daerah Riau memprioritaskan intervensi

pencegahan BBLR melalui suplementasi gizi ibu hamil dan optimalisasi posyandu, guna mencapai target penurunan stunting nasional secara tepat sasaran.

DAFTAR PUSTAKA

Apriliani. (2025). Cakupan vitamin A dan implikasinya terhadap kesehatan balita. *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 10(1), 45–53.

Argyanti. (2025). *Generalized linear model dalam analisis data kesehatan*. Jakarta: Penerbit Statistika Indonesia.

Aryani. (2022). Pemilihan model statistik terbaik berbasis kriteria informasi. *Jurnal Statistika Terapan*, 6(2), 101–112.

Asnida. (2025). Analisis prevalensi stunting di Provinsi Riau berdasarkan Survei Kesehatan Indonesia. *Jurnal Gizi Indonesia*, 13(1), 22–31.

Dina, & Dewi. (2025). Faktor maternal dan risiko stunting pada balita. *Jurnal Ilmu Gizi*, 9(1), 15–24.

Fatimah. (2025). Optimalisasi posyandu dalam pencegahan stunting di daerah rural. *Jurnal Kebijakan Kesehatan*, 14(2), 67–78.

Handriyanti, & Fitriani. (2021). Pola asuh ibu dan kejadian stunting pada anak usia dini. *Jurnal Keperawatan dan Kesehatan*, 8(3), 145–152.

Harits, et al. (2025). Pemodelan spasial stunting menggunakan pendekatan Bayesian. *Jurnal Statistika dan Sains Data*, 7(1), 1–14.

Hayati. (2025). Ketimpangan spasial masalah gizi kronis di Indonesia. *Jurnal Kependudukan dan Kesehatan*, 11(1), 33–42.

Hermawan. (2025). Anemia ibu hamil dan dampaknya terhadap berat badan lahir. *Jurnal Kesehatan Ibu dan Anak*, 12(2), 89–98.

Kakiay, T. J., & Wigiyanti. (2022). *Statistika Bayesian: Teori dan aplikasi*. Yogyakarta: Andi.

Kesehatan, K., et al. (2020). *Pedoman pencegahan dan penanggulangan stunting*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.

Khadijah, et al. (2025). Peran pelayanan kesehatan bayi dalam menurunkan stunting. *Jurnal Pelayanan Kesehatan*, 9(2), 54–63.

Laksono, et al. (2022). Dampak jangka panjang stunting terhadap perkembangan kognitif anak. *Jurnal Kesehatan Anak*, 6(1), 1–10.

Muharani, et al. (2024). Aplikasi distribusi Poisson pada data kejadian kesehatan. *Jurnal Statistika Kesehatan*, 5(2), 77–86.

Musaddat, et al. (2024). Kekurangan vitamin A dan kerentanan infeksi pada balita. *Jurnal Gizi Klinik Indonesia*, 20(3), 201–210.

Nadiya, et al. (2023). Kepatuhan konsumsi tablet Fe dan anemia pada ibu hamil. *Jurnal Kesehatan Reproduksi*, 14(1), 12–21.

Pratikno, et al. (2020). Distribusi Gaussian dalam pemodelan regresi kesehatan. *Jurnal Statistika*, 8(2), 95–104.

Rahmadiani. (2025). Determinan stunting pada balita di Provinsi Riau. *Jurnal Gizi dan Pembangunan*, 4(1), 1–12.

Ramadhan Rosiana, & Listyawati Ika. (2018). Analisis multikolinearitas dalam regresi linear berganda. *Jurnal Manajemen dan Bisnis*, 5(1), 23–30.

Ridwan, et al. (2025). Evaluasi penurunan prevalensi stunting berdasarkan SKI 2023. *Jurnal Kesehatan Nasional*, 15(1), 10–19.

Sianipar. (2025). AIC dan BIC dalam pemilihan model regresi. *Jurnal Metodologi Penelitian*, 9(1), 40–49.

Stoklosa, et al. (2022). Negative binomial regression for overdispersed count data. *Statistical Methods in Medical Research*, 31(5), 987–1002.

Susanti. (2024). Berat badan lahir rendah sebagai faktor risiko stunting. *Jurnal Gizi Ibu dan Anak*, 8(2), 55–64.

Triwahyu, et al. (2024). Pemodelan binomial negatif pada data kesehatan masyarakat. *Jurnal Statistika Terapan*, 9(1), 66–75.
Yuniarsyih R. A., et al. (2025). Kebijakan nasional percepatan penurunan stunting di Indonesia. *Jurnal Administrasi Kesehatan*, 11(1), 1–11.