

PENDEKATAN GLMM BINOMIAL NEGATIF DALAM MENGANALISIS KASUS KEMATIAN BAYI DI JAWA TIMUR TAHUN 2023

Yohana Herlina Putri^{1§}, Syasya Qonita Azizah²

¹Program Studi Matematika Militer, FMIPAM – Universitas Pertahanan RI [Email: yohanaherlinaputri@gmail.com]

²Program Studi Matematika Militer, FMIPAM – Universitas Pertahanan RI [Email: syasyaazizah493@gmail.com]

[§]Corresponding Author

ABSTRACT

Infant Mortality Rate (IMR) is a critical indicator of the health and welfare of a community, particularly in East Java. This province has a concerning IMR, necessitating greater efforts to meet the Sustainable Development Goals (SDGs) target of 12 deaths per 1,000 lives births by 2023. Various factors contribute to infant mortality, including Low Birth Weight (LBW), limited exclusive breastfeeding, inadequate access to health services, low levels of maternal education, and economic disparities. These factors should be examined to understand their impact on the rising IMR. This study employs several statistical approaches, including the Generalized Linear Model (GLM), Generalized Linear Mixed Model (GLMM), and Integrated Nested Laplace Approximation (INLA), using three distributions; Negative Binomial, Poisson, and Gaussian. The GLMM using the Negative Binomial distribution proved to be the Best-Fit model for analyzing the relationship between IMR and its contributing factors, as indicated by the lowest values of the Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC), and Deviance Information Criterion (DIC). The research findings reveal that the number of integrated village health posts has the most significant relationship with the IMR cases in East Java.

Keywords: *infant mortality, GLMM, negative binomial, Poisson, Gaussian*

1. PENDAHULUAN

Kematian bayi adalah salah satu indikator yang menggambarkan kualitas kesehatan dan kesejahteraan masyarakat di suatu wilayah. Di Indonesia, khususnya di Jawa Timur, Angka Kematian Bayi (AKB) masih menjadi tantangan yang serius. Walaupun angka kematian bayi menunjukkan penurunan dalam beberapa tahun terakhir, data terkini dari Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) 2023 menunjukkan bahwa angka tersebut masih berada pada level yang mengkhawatirkan. Hal ini menunjukkan bahwa upaya untuk menurunkan angka kematian bayi di Indonesia, khususnya di wilayah Jawa Timur, masih memerlukan perhatian yang lebih besar agar target *Sustainable Development Goals* (SDGs) sebesar 12 per 1.000 kelahiran hidup pada tahun 2030 dapat tercapai (Yunginger et al., 2023).

Faktor utama penyebab kematian bayi

meliputi aspek kesehatan seperti Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) dan pemberian ASI Eksklusif yang masih belum optimal (Permata Sari et al., 2023). Di sisi lain, keterbatasan akses terhadap pelayanan kesehatan, terutama di wilayah pedesaan dan daerah dengan fasilitas terbatas, turut memperburuk kondisi ini (Weraman, 2024). Faktor sosial-ekonomi, seperti rendahnya tingkat pendidikan ibu dan ketimpangan ekonomi, juga memperkuat tantangan dalam menurunkan angka kematian bayi (Karim, 2024).

Dalam memahami fenomena ini, analisis statistik yang tepat sangat diperlukan. Model linear klasik, yang mengasumsikan distribusi normal, seringkali tidak memadai untuk data dengan distribusi non-normal seperti data jumlah kejadian (Poisson) atau proporsi (binomial). Disinilah *Generalized Linear Model* (GLM)

menjadi relevan. GLM memberikan fleksibilitas dalam memodelkan data dengan berbagai distribusi melalui penggunaan fungsi penghubung (*link function*) yang menghubungkan nilai harapan variabel respons dengan predictor linear (Ravindra et al., 2019). Kemampuan ini memungkinkan GLM untuk menangani hubungan non-linear dan data heterogen dengan lebih baik dibandingkan model linear biasa (Dobson & Barnett, 2018). Dengan demikian, GLM menjadi dasar yang kuat untuk analisis data yang tidak memenuhi asumsi normalitas, dan membuka jalan bagi pengembangan model yang lebih kompleks seperti *Generalized Linear Mixed Model* (GLMM), yang dirancang untuk memodelkan data dengan efek acak (Sihombing, 2022).

Namun, sebelum mencapai pendekatan *Integrated Nested Laplace Approximation* (INLA), penting untuk mempertimbangkan metode lain yang juga relevan dalam analisis data non-normal. Metode seperti regresi kuantil memungkinkan analisis hubungan antara variabel pada berbagai kuantil distribusi respons, memberikan gambaran yang lebih lengkap daripada hanya nilai tengah (Oyedapo et al., 2021). Selain itu, model aditif tergeneralisasi (GAM) menawarkan fleksibilitas untuk memodelkan hubungan non-linear secara non-parametrik, memungkinkan data menentukan bentuk hubungan tanpa harus menentukan fungsi tertentu (Ravindra et al., 2019). Metode-metode ini, bersama dengan GLM dan GLMM, menyediakan berbagai alat untuk menganalisis data kompleks dengan distribusi non-normal.

Selanjutnya, pendekatan INLA menawarkan efisiensi yang tinggi dalam memperkirakan

model kompleks dengan berbagai distribusi probabilitas (Maulina et al., 2019). INLA menjadi pilihan menarik ketika model yang digunakan melibatkan struktur ketergantungan yang kompleks dan memerlukan inferensi Bayesian yang efisien.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kekosongan dalam literatur yang ada dengan menggunakan pendekatan statistik yang canggih untuk menganalisis data kematian bayi. Dengan memanfaatkan GLM, GLMM, dan INLA, serta mempertimbangkan berbagai distribusi yang relevan, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman baru tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kematian bayi di Jawa Timur, serta mendukung perumusan kebijakan yang lebih efektif untuk meningkatkan kesehatan ibu dan bayi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder yang bersumber dari Buku Profil Kesehatan Jawa Timur 2023 yang diterbitkan oleh Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, serta tambahan dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data mencakup informasi koordinat spasial dalam format *latitude* dan *longitude* untuk setiap kabupaten dan kota di Jawa Timur, yang mendukung analisis dan visualisasi spasial dalam penelitian ini.

Variabel yang digunakan terdiri dari variabel respon (Y) yang menggambarkan jumlah kematian bayi di setiap kabupaten/kota, serta variabel prediktor (X) yang mencakup factor pendidikan, nutrisi, dan fasilitas kesehatan, sebagaimana dirangkum dalam Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Deskripsi	Faktor	Literatur
Y	Jumlah kematian bayi		
X_1	Persentase melek huruf	Faktor Pendidikan	(Salam, 2017)
X_2	Persentase bayi dengan berat badan lahir rendah	Faktor Nutrisi	(Sastri, 2022)
X_3	Persentase kelahiran bayi dibantu tenaga kesehatan	Faktor Fasilitas Kesehatan	(Permata Sari et al., 2023)
X_4	Persentase bayi dengan asi eksklusif	Faktor Nutrisi	(Mawaddah, 2018)
X_5	Persentase imunisasi dasar lengkap pada bayi	Faktor Nutrisi	(Susanti et al., 2019)
X_6	Prevalensi posyandu	Faktor Fasilitas Kesehatan	(Widayati et al., 2019)
X_7	Prevalensi dokter	Faktor Fasilitas Kesehatan	(Lengkong et al., 2020)

Sebelum memodelkan data, dilakukan uji multikolinearitas dengan *Variance Inflation Factor* (VIF) dan analisis korelasi antar variabel prediktor. Hasilnya menunjukkan bahwa semua variabel memiliki nilai VIF di bawah 5 dan korelasi yang rendah, sehingga memenuhi asumsi non-multikolinearitas dan layak digunakan dalam model analisis (Hair et al., 2019). Hasil pengujian ini disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil VIF dan Korelasi Antar Variabel Bebas

Variabel	VIF	Korelasi
X1	1.734	-0.3229
X2	1.174	-0.0945
X3	1.335	0.1922
X4	1.311	-0.0188
X5	1.347	-0.1792
X6	1.641	0.756
X7	1.85	0.1231

Dalam studi ini, analisis data dilakukan menggunakan pendekatan GLMM, yang dibangun berdasarkan metode GLM. Dengan memasukkan efek acak ke dalam prediktor linier, GLMM menyempurnakan GLM dengan memungkinkan korelasi di antara variabel respons. Hal ini memungkinkan model untuk memperhitungkan pengaruh acak yang tidak teramati dan menetapkan korelasi langsung dalam data. Dirancang khusus untuk menangani variabel respons yang menyimpang dari distribusi normal, pendekatan ini juga mempertimbangkan variabilitas di berbagai kelompok atau lokasi (Adiatma et al., 2021).

GLMM secara efektif menangkap variabilitas antar wilayah dengan memanfaatkan komponen efek acak (u_i, v_i). Selain itu, GLMM mempertimbangkan tiga komponen utama dalam analisis GLM, yaitu komponen sistem linear, fungsi hubung, dan distribusi error. Dalam penelitian ini, estimasi model dilakukan menggunakan pendekatan Integrated Nested Laplace Approximation (INLA), dengan menguji tiga distribusi yang berbeda, yaitu Poisson, Binomial Negatif, dan Gaussian. Rumusan umum model GLMM dinyatakan sebagai berikut:

$$g(\mu_{ij}) = \beta_0 + \beta_1 X_{ij} + \dots + \epsilon_{ij}$$

Model terbaik dipilih berdasarkan kriteria evaluasi, termasuk *Deviance Information Criterion* (DIC) (Ubaidillah et al., 2017), *Akaike*

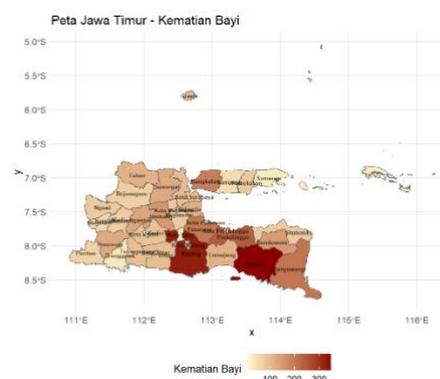
Information Criterion (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC) (Mutiarra et al., 2024), Log-Likelihood (LogLik) (Glenn Andrenossa et al., 2023), dan Deviance (Muthmainnah & Budyanra, 2017). Model yang memiliki nilai DIC, AIC, dan BIC lebih rendah, serta LogLik lebih tinggi, dipilih sebagai model terbaik.

Tahapan analisis meliputi eksplorasi data, pemeriksaan multikolinearitas, estimasi parameter untuk setiap distribusi yang diuji, dan evaluasi model berdasarkan kriteria tersebut. Model-model yang digunakan mencakup GLM dengan berbagai distribusi (Poisson, binomial negatif, dan Gaussian) dan fungsi penghubung, disesuaikan dengan karakteristik data. GLMM digunakan untuk memasukkan efek acak pada tingkat kabupaten/kota, mengakomodasi variasi spasial yang tidak dijelaskan oleh variabel tetap. Setelah model terbaik dipilih, estimasi parameter dilakukan untuk mengidentifikasi prediktor signifikan terhadap angka kematian bayi di Jawa Timur. Hasil akhir dianalisis dan divisualisasikan, menyoroti keunggulan pendekatan GLMM dalam analisis spasial.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Visualisasi dan Deskripsi Data

Kasus kematian bayi di Jawa Timur bervariasi di setiap kabupaten/kota, yang tercermin dalam Gambar 1. Peta persebaran ini menggambarkan wilayah dengan jumlah kasus kematian bayi yang lebih tinggi menggunakan warna yang lebih gelap, sementara wilayah dengan jumlah kasus kematian bayi yang lebih rendah dengan warna yang lebih terang.

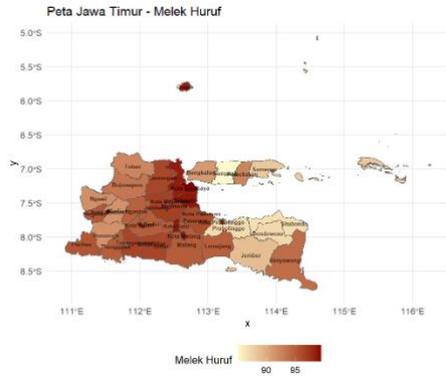


Gambar 1. Persebaran Kasus Kematian Bayi di Jawa Timur Tahun 2023

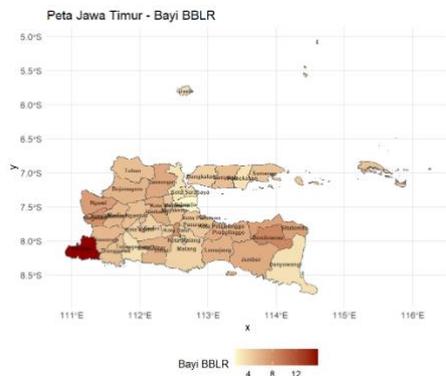
Berdasarkan peta tersebut, wilayah dengan jumlah kasus kematian bayi tertinggi adalah Jember (345 kasus) dan Malang (324 kasus).

Sementara itu, angka kematian bayi terendah tercatat di Kota Blitar (11 kasus) dan Kota Mojokerto (7 kasus). Adanya perbedaan jumlah kasus kematian bayi di setiap wilayah menunjukkan kurangnya penanganan kasus yang menyeluruh dan fasilitas yang kurang memenuhi standar di provinsi Jawa Timur.

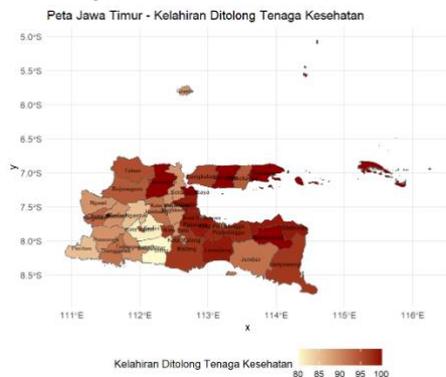
(a) Persentase melek huruf



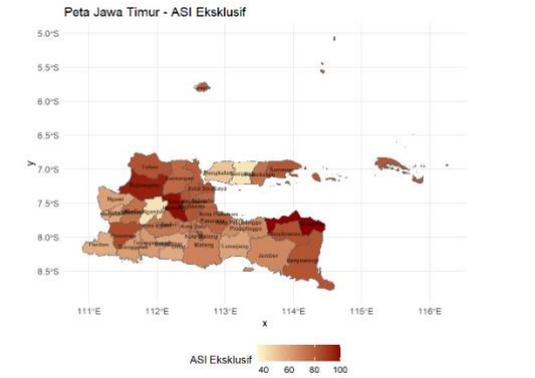
(b) Persentase bayi dengan berat badan lahir rendah



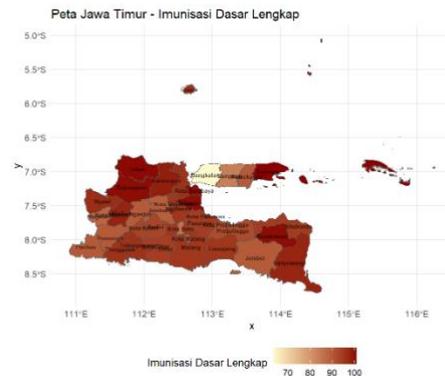
(c) Persentase kelahiran bayi dibantu tenaga kesehatan



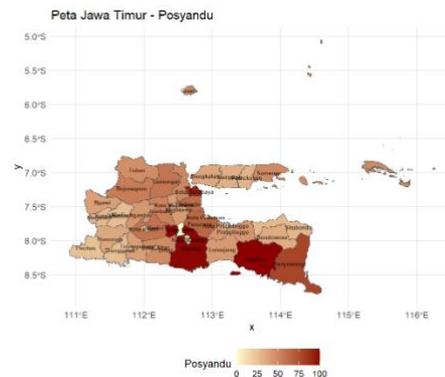
(d) Persentase bayi dengan asi eksklusif



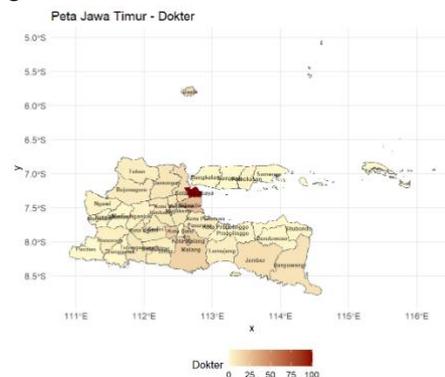
(e) Persentase imunisasi dasar lengkap pada bayi



(f) Prevalensi posyandu



(g) Prevalensi dokter



Gambar 2. Persentase Variabel-variabel Prediktor

Gambar 2 menunjukkan lokasi persebaran variabel-variabel prediktor yang mempengaruhi kematian bayi di Jawa Timur. Persentase wilayah melek huruf tertinggi adalah Kota Surabaya (99,35 persen) dan terendah adalah Sampang (85,06 persen). Persentase wilayah bayi dengan berat badan lahir rendah tertinggi adalah Pacitan (15,60 persen) dan terendah adalah Sidoarjo (1,60 persen). Persentase wilayah dengan kelahiran bayi dibantu tenaga kesehatan tertinggi adalah Bondowoso, Lamongan, Sampang, Sumenep, Kota Madiun, dan Kota Surabaya, sebesar 100 persen, serta terendah adalah Blitar (80,00 persen). Persentase wilayah di mana bayi menerima asi eksklusif tertinggi adalah Situbondo (100

persen) dan terendah adalah Kota Probolinggo (34,70 persen). Persentase wilayah di mana bayi menerima imunisasi dasar lengkap tertinggi adalah Sumenep, Tuban, Bojonegoro, Bondowoso, Kota Surabaya, dan Sidoarjo, sebesar 100 persen, serta terendah adalah Bangkalan (63,30 persen). Selain itu, ada pula faktor lain seperti jumlah posyandu dan dokter, yang dinormalisasi menggunakan metode min-max dengan skala 0-100.

3.2 GLM

Tabel 3 adalah rincian nilai estimasi dan *p-value* untuk model GLM.

Tabel 3. Nilai Estimasi dan *p-value* Model GLM

Koefisien	Poisson		Binomial Negatif		Gaussian	
	Estimasi	P-value	Estimasi	P-value	Estimasi	P-value
(Intercept)	6.420611	0.000 ***	10.41781	0.00105	138.4505	0.6806
X1	-0.01546	0.00401	-0.04401	0.07078 .	0.3175	0.9021
X2	0.004245	0.62952	-0.00129	0.97072	0.7388	0.8422
X3	0.008546	0.01145 *	-0.00358	0.81043	1.1512	0.4655
X4	0.001602	0.22739	-0.00014	0.97922	0.1161	0.843
X5	-0.02405	0.000 ***	-0.02579	0.03310 *	-2.9998	0.0261 *
X6	0.022611	0.000 ***	0.024585	0.000 ***	2.7131	0.000 ***
X7	-0.00816	0.000 ***	-0.00328	0.58566	-1.2497	0.0604 .

Significance Codes:

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

Dengan tingkat kepercayaan 99,9%, model GLM Poisson menunjukkan bahwa persentase imunisasi dasar lengkap pada bayi, jumlah posyandu, dan jumlah dokter menunjukkan pengaruh yang signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi di Jawa Timur. Selain itu, persentase kelahiran bayi dibantu tenaga kesehatan menunjukkan pengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi pada tingkat kepercayaan 95%.

Sementara itu, model GLM Binomial Negatif menunjukkan bahwa dengan tingkat kepercayaan 99,9%, jumlah posyandu berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi di Jawa Timur. Analisis model ini juga mengindikasikan bahwa setiap peningkatan 1% berat badan kurang pada balita akan meningkatkan jumlah kasus kematian bayi sebesar 0,024 dalam skala logaritmik, dengan

asumsi variabel lain tetap konstan. Pada tingkat kepercayaan 95%, persentase imunisasi dasar lengkap pada bayi memiliki pengaruh signifikan, yang menunjukkan dampak negatif terhadap angka kematian bayi di Jawa Timur. Sehingga setiap 1% peningkatan imunisasi dasar lengkap pada bayi berpotensi menurunkan 0,026 dalam skala logaritmik.

Secara keseluruhan, model GLM Gaussian menunjukkan pola signifikansi yang serupa dengan model GLM Binomial Negatif. Hanya saja, jumlah dokter pada model GLM Gaussian menunjukkan pengaruh signifikan pada tingkat kepercayaan 90%.

3.3 GLMM

Tabel 4 adalah rincian nilai estimasi dan *p-value* dari model GLMM.

Tabel 4. Nilai Estimasi dan *p-value* model GLMM

Koefisien	Poisson		Binomial Negatif		Gaussian	
	Estimasi	P-value	Estimasi	P-value	Estimasi	P-value
(Intercept)	9.109215	0.00587	5.474485	0.03980 *	138.4448	0.63993
X1	-0.02792	0.27015	0.001175	0.95578	0.3176	0.88899
X2	0.008289	0.81952	0.008134	0.80036	0.7388	0.82115
X3	-0.00521	0.73749	0.005104	0.68276	1.1513	0.40536
X4	-0.00028	0.96054	0.001366	0.79188	0.1161	0.82205
X5	-0.0288	0.02099 *	-0.02792	0.00328	-2.9997	0.00843
X6	0.027303	0.000 ***	0.02398	0.000 ***	2.7131	0.000 ***
X7	-0.00579	0.35338	-0.00883	0.05783 .	-1.2497	0.02805 *

Significance Codes:

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

Pada model GLMM Poisson, jumlah posyandu terbukti berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian bayi dengan tingkat kepercayaan 99,9%. Sehingga setiap peningkatan jumlah posyandu berpengaruh terhadap 0.027 dalam skala logaritmik. Persentase imunisasi dasar lengkap menunjukkan pengaruh signifikan pada tingkat kepercayaan 95%.

Pada model GLMM Binomial Negatif, persentase bayi yang menerima imunisasi dasar lengkap berpengaruh signifikan pada tingkat kepercayaan 99,9%. Jumlah posyandu menunjukkan pengaruh yang sangat signifikan, sedangkan jumlah dokter menunjukkan kecenderungan signifikan pada tingkat kepercayaan 90%.

Pada model Gaussian, jumlah posyandu menunjukkan pengaruh yang sangat signifikan

dengan tingkat kepercayaan 99,9%. Sehingga setiap kenaikan jumlah posyandu berpotensi berpengaruh terhadap 2,71 jumlah kematian bayi dalam skala logaritmik. Jumlah dokter juga menunjukkan pengaruh yang signifikan pada tingkat kepercayaan 95%.

Secara keseluruhan, model GLMM dengan distribusi Poisson, Binomial Negatif, dan Gaussian menunjukkan variabel-variabel tertentu yang memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil model, dengan jumlah posyandu menjadi variabel yang paling konsisten berpengaruh pada ketiga model.

3.4 INLA

Tabel 5 adalah rincian nilai estimasi dan interval dari INLA.

Tabel 5. Nilai Estimasi dan Interval INLA

Koefisien	Poisson		Binomial Negatif		Gaussian	
	Estimasi	Interval	Estimasi	Interval	Estimasi	Interval
(Intercept)	6.4163	(5.067;7.766)	10.6395	(3.629;17.737)	139.4002	(-511.0;789.9)
X1	-0.0154	(-0.026;-0.005)	-0.0456	(-0.100;0.008)	0.3086	(-4.692;5.307)
X2	0.0041	(-0.013;0.021)	0.0028	(-0.074;0.080)	0.7264	(-6.433;7.884)
X3	0.0086	(0.002;0.015)	-0.0034	(-0.037;0.030)	1.1462	(-1.901;4.193)
X4	0.0016	(-0.001;0.004)	-0.0002	(-0.012;0.012)	0.1153	(-1.024;1.254)
X5	-0.024	(-0.029;-0.019)	-0.027	(-0.053;-0.002)	-2.9943	(-5.504;-0.483)
X6	0.0226	(0.021;0.024)	0.0246	(0.017;0.033)	2.7121	(1.965;3.459)
X7	-0.0082	(-0.011;-0.006)	-0.0027	(-0.017;0.012)	-1.2485	(-2.502;0.006)

INLA Poisson menunjukkan bahwa persentase melek huruf, kelahiran bayi dibantu tenaga kesehatan, bayi dengan imunisasi dasar

lengkap, jumlah posyandu, dan jumlah dokter, berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus kematian bayi pada tingkat kepercayaan

95%. Persentase melek huruf, bayi dengan imunisasi dasar lengkap, dan jumlah dokter memiliki hubungan negatif, di mana setiap peningkatan 1 unit diperkirakan mengurangi jumlah kasus sebesar skala logaritmiknya. Hal ini berbanding terbalik dengan persentase kelahiran bayi dibantu tenaga kesehatan dan jumlah posyandu.

INLA Binomial Negatif dan Gaussian menunjukkan bahwa persentase bayi dengan imunisasi dasar lengkap dan jumlah posyandu berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kasus pada tingkat kepercayaan 95%. Pada INLA Binomial Negatif, persentase bayi dengan imunisasi dasar lengkap memiliki hubungan negatif, di mana setiap peningkatan 1 unit diperkirakan menurunkan jumlah kasus sebesar 0.027 dalam skala logaritmik, sementara jumlah

posyandu menunjukkan hubungan positif dengan estimasi peningkatan sebesar 0.0246 untuk setiap kenaikan 1 unit. Pada INLA Gaussian, persentase bayi dengan imunisasi dasar lengkap memiliki hubungan negatif, dengan estimasi pengurangan sebesar 2.9943 untuk setiap kenaikan 1 unit, sedangkan jumlah posyandu menunjukkan hubungan positif dengan estimasi peningkatan sebesar 2.7121. Faktor lainnya dalam kedua model tidak menunjukkan pengaruh signifikan terhadap jumlah kasus.

3.5 Uji Model Terbaik

Kita akan melihat perbandingan GLM dan GLMM pada permasalahan yang diangkat.

Tabel 6. Uji Model Terbaik

Model	GLM		GLMM		INLA
	AIC	BIC	AIC	BIC	DIC
Poisson	811.4187	824.5194	398.8405	413.5788	493.48
Binomial Negatif	397.9094	412.6477	394.0378	410.4136	398.55
Gaussian	409.7689	424.5072	411.7689	428.1448	410.5

Berdasarkan Tabel 6, GLMM binomial negatif menunjukkan hasil model terbaik dengan nilai terkecil pada AIC sebesar 394.0378 dan BIC sebesar 410.4136. Ini menunjukkan bahwa model ini paling baik dalam menyeimbangkan kompleksitas dan kesesuaian dengan data, dibandingkan dengan model-model GLM atau GLMM dengan distribusi lain yang telah diuji (misalnya, Poisson dan Gaussian). Pemilihan model binomial negative menunjukkan bahwa data *overdispersion* (varians lebih besar dari mean) perlu diakomodasi, yang sering terjadi pada data jumlah kejadian. Oleh karena itu, model regresi binomial negatif menggunakan GLMM digunakan sebagai model terbaik untuk menganalisis persebaran data jumlah kasus kematian bayi di Jawa Timur. Setelah pemilihan model, estimasi parameter dilakukan untuk mengidentifikasi variabel prediktor yang signifikan. Analisis lebih lanjut difokuskan pada interpretasi koefisien dari variabel-variabel tersebut, serta visualisasi spasial dari efek acak yang ditangkap oleh model GLMM, yang memberikan pemahaman tentang pola spasial angka kematian bayi di Jawa Timur yang tidak dapat dijelaskan oleh variabel tetap.

Sementara itu, hasil INLA dengan model binomial negatif menunjukkan hasil model terbaik dengan nilai terkecil pada DIC sebesar 398.55. DIC (Deviance Information Criterion) digunakan dalam konteks Bayesian sebagai ukuran kesesuaian model yang serupa dengan AIC dan BIC. Kesesuaian ini menunjukkan bahwa binomial negatif adalah pilihan distribusi yang tepat dalam pendekatan Bayesian menggunakan INLA. Oleh karena itu, binomial negatif digunakan sebagai model terbaik menggunakan pendekatan INLA untuk menganalisis kematian bayi di Jawa Timur. Langkah selanjutnya adalah membandingkan hasil estimasi parameter dan inferensi yang diperoleh dari GLMM dengan hasil dari INLA, untuk melihat konsistensi dan perbedaan dalam identifikasi faktor-faktor risiko kematian bayi. Selain itu, visualisasi spasial dari hasil INLA juga dilakukan untuk membandingkan pola spasial yang dihasilkan dengan pola yang diperoleh dari GLMM. Perbandingan ini penting untuk memahami keunggulan dan keterbatasan masing-masing pendekatan dalam analisis spasial angka kematian bayi.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian, model regresi Binomial Negatif terbukti sebagai model terbaik dalam menganalisis jumlah kasus kematian bayi di Jawa Timur, dibandingkan dengan model Poisson dan Gaussian, karena memiliki nilai AIC, BIC, dan DIC terendah. Dengan tingkat kepercayaan 99,9%, hasil analisis GLMM Binomial Negatif menunjukkan bahwa jumlah posyandu berdampak secara signifikan terhadap angka kematian bayi di Jawa Timur. Setiap kenaikan 1% jumlah posyandu berpotensi meningkatkan jumlah kasus kematian bayi sebesar 0,02398 dalam skala logaritmik. Hasil analisis INLA dengan interval kredibel 95% menunjukkan adanya hubungan signifikan antara jumlah posyandu dengan kasus kematian bayi di Jawa Timur. Persentase bayi dengan imunisasi dasar lengkap menunjukkan hubungan negatif, di mana setiap peningkatan 1 unit diperkirakan dapat menurunkan jumlah kasus kematian bayi sebesar 0,027 dalam model INLA di Jawa Timur. Sementara itu, faktor-faktor lain, seperti melek huruf, bayi dengan berat badan lahir rendah, kelahiran yang dibantu oleh tenaga kesehatan, ASI eksklusif, dan jumlah dokter, tidak memiliki bukti cukup untuk menyatakan adanya pengaruh terhadap jumlah kematian bayi di Jawa Timur.

Implikasi dari temuan ini adalah perlunya evaluasi mendalam terkait fungsi dan efektivitas posyandu di Jawa Timur. Meskipun peningkatan jumlah posyandu secara statistik berhubungan dengan peningkatan angka kematian bayi, hubungan ini mungkin tidak bersifat kausal langsung. Disarankan untuk melakukan penelitian kualitatif lebih lanjut guna memahami faktor-faktor apa saja di dalam operasional posyandu yang mungkin berkontribusi terhadap hasil yang tidak diharapkan ini. Misalnya, apakah ada perbedaan kualitas pelayanan antar posyandu, atau apakah ada masalah koordinasi dengan fasilitas kesehatan lainnya. Selain itu, karena imunisasi dasar lengkap menunjukkan dampak positif terhadap penurunan angka kematian bayi, program-program untuk meningkatkan cakupan imunisasi perlu terus dipertahankan dan ditingkatkan. Walaupun faktor-faktor lain seperti melek huruf dan ASI eksklusif tidak menunjukkan pengaruh signifikan secara statistik dalam model ini, penting untuk diingat bahwa faktor-faktor ini tetap memiliki nilai penting dalam kesehatan masyarakat secara umum. Oleh karena itu,

upaya untuk meningkatkan faktor-faktor tersebut sebaiknya tetap dilanjutkan sebagai bagian dari strategi kesehatan masyarakat yang komprehensif. Secara keseluruhan, kebijakan penurunan angka kematian bayi di Jawa Timur sebaiknya didasarkan pada pemahaman yang mendalam tentang konteks lokal dan melibatkan pendekatan multidisiplin yang mencakup peningkatan kualitas pelayanan kesehatan, promosi kesehatan, dan pemberdayaan masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- Adiatma, A., Sauddin, A., & Hikmawati, A. (2021). Analisis Regresi Data Panel Dengan Pendekatan GLMM (Studi Kasus: IPM di Provinsi Sulawesi Selatan). *Bulletin of Economic Studies (BEST)*, 1(3), 123–131.
- Dobson, A. J., & Barnett, A. G. (2018). *An introduction to generalized linear models*. Chapman and Hall/CRC.
- Glenn Andrenossa, Alfarinda Asa Suharna, Puput Iswandyah Raysharie, Luluk Tri Harinie, Cindy Carolina, Fitri Yani Ningsih, Kheizia Wulandari, Petra Simbolon, Rossana Tiara Christin, Sekardini Sekardini, Srimelda Oktavia, & Wika Tri Lestari. (2023). Analisis Pengaruh Pendidikan terhadap Kepuasan Kerja di Kelurahan Menteng Kota Palangkaraya. *JISPENDIORA Jurnal Ilmu Sosial Pendidikan Dan Humaniora*, 2(1), 174–186. <https://doi.org/10.56910/jispendiora.v2i1.528>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis*. Cengage. <https://books.google.co.id/books?id=0R9ZswEACAAJ>
- Karim, A. N. (2024). Faktor-Faktor Yang Menyebabkan Meningkatnya Angka Kematian Ibu Dan Bayi Di Kota Serang. *Jurnal Intelek Dan Cendekiawan Nusantara*, 4413–4419.
- Lengkong, G. T., Langi, F. L. F. G., & Posangi, J.-. (2020). Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Kematian Bayi di Indonesia. *Kesmas: Jurnal Kesehatan Masyarakat Universitas Sam Ratulangi*,

- 9(4), 41–47.
- Maulina, R. F., Djuraidah, A., & Kurnia, A. (2019). Pemodelan Kemiskinan Di Jawa Menggunakan Bayesian Spasial Probit Pendekatan Integrated Nested Laplace Approximation (Inla). *Media Statistika*, 12(2), 140. <https://doi.org/10.14710/medstat.12.2.140-151>
- Mawaddah, S. (2018). Hubungan Inisiasi Menyusu Dini Dengan Pemberian Asi Eksklusif Pada Bayi. *Jurnal Info Kesehatan*, 16(2), 214–225. <https://doi.org/10.31965/infokes.vol16.iss2.185>
- Muthmainnah, A. N., & Budyanra, B. (2017). Determinant Status Migrasi Penduduk Di Provinsi Jawa Barat Tahun 2015 Menggunakan Regresi Logistik Multilevel. *STATISTIKA: Journal of Theoretical Statistics and Its Applications*, 16(2), 47–60. <https://doi.org/10.29313/jstat.v16i2.2142>
- Mutiara, A., Fitriyati, N., & Mahmudi, M. (2024). Analisis Laju Prediksi Inflasi Di Indonesia: Perbandingan Model Garch/Arch Dengan Long Short Term Memory. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 5(1), 94–110. <https://doi.org/10.46306/lb.v5i1.508>
- Oyedapo, H. A., Ayeni, O., Afolabi, N. B., & Akinyemi, O. J. (2021). Quantile regression methods for determination of factors associated with nutritional status of women of reproductive age in Nigeria. *Scientific African*, 14, e00988. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.sci.af.2021.e00988>
- Permata Sari, I., Afny Sucirahayu, C., Ainun Hafilda, S., Nabila Sari, S., Safithri, V., Febriana, J., Hasyim, H., Studi Magister Ilmu Kesehatan Masyarakat, P., Kesehatan Masyarakat, F., & Sriwijaya, U. (2023). Faktor Penyebab Angka Kematian Ibu Dan Angka Kematian Bayi Serta Strategi Penurunan Kasus (Studi Kasus Di Negara Berkembang) : Systematic Review. *PREPOTIF Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 7(3), 2023.
- Ravindra, K., Rattan, P., Mor, S., & Aggarwal, A. N. (2019). Generalized additive models: Building evidence of air pollution, climate change and human health. *Environment International*, 132, 104987. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.envint.2019.104987>
- Salam, R. (2017). Variabel-Variabel Yang Mempengaruhi Kematian Bayi Di Indonesia Menggunakan Analisis Data Panel. *Jurnal Ilmiah Widya*, 4, 315–320.
- Sastri, N. (2022). Faktor-Faktor yang Berhubungan Dengan Kejadian Bayi Berat Badan Lahir Rendah. *Jurnal 'Aisyiyah Palembang*, 7(2), 148–156.
- Sihombing, P. R. (2022). COMPARISON OF GLM, GLMM AND GEE POISSON MATHEMATICAL MODELING PERFORMANCE (Case Study: Number of Pulmonary Tuberculosis Patients in Indonesia in 2019-2021). *Jurnal TAMBORA*, 6(3), 102–106. <https://doi.org/10.36761/jt.v6i3.2081>
- Susanti, Y., A, D., & Muchtar, N. P. (2019). Hubungan Riwayat Pemberian Imunisasi Dasar Lengkap Dengan Infeksi Saluran Pernapasanakut Usia Anak 10 –60 Bulandi Kecamatanleuwiliang. *Jurnal Ilmiah Fisioterapi*, 13, 34–39.
- Ubaidillah, A., Kurnia, A., & Sadik, K. (2017). Generalized Multilevel Linear Model dengan Pendekatan Bayesian untuk Pemodelan Data Pengeluaran Perkapita Rumahtangga. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 9(1), 19–39.
- Weraman, P. (2024). Pengaruh Akses Terhadap Pelayanan Kesehatan Primer Terhadap Tingkat Kesehatan dan Kesejahteraan Masyarakat Pedesaan. *Jurnal Review Pendidikan Dan Pengajaran*, 7(3), 9142–9148.
- Widayati, A., Rohmatin, H., & Narsih, U. (2019). Keaktifan Kader Posyandu Dalam Penyuluhan Kepada Sasaran Dan Mempersiapkan Persalinan Aman Dapat Mencegah Kematian Neonatal. *Prosiding Conference on Research and Community Services, Vol 1, No 1 (2019): Prosiding Conference on Research and Community Services*, 468–473.

Yunginger, R., Amali, L. N., Kandowanko, N. Y., Amalia, L., Supu, I., Papeo, D. R. P., Dama, M., & Supartin. (2023). *POTRET AWAL PENCAPAIAN SDGs PILAR PEMBANGUNAN SOSIAL DI KAWASAN TELUK TOMINI* (T. Media, Ed.; 1st ed.). Tahta Media Group.