

Penerapan Regresi *Conway Maxwell Poisson* untuk Mengatasi Overdispersi pada Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Barat

Vera Maya Santi, Adine Ihsan Kamil, dan Faroh Ladayya



Volume 13, Issue 2, Pages 134–141, Aug. 2025

Diterima 28 April 2025, Direvisi 14 Juni 2025, Disetujui 17 Juni 2025, Diterbitkan 24 Agustus 2025

To Cite this Article : V. M. Santi, A. I. Kamil, dan F. Ladayya, “Penerapan Regresi *Conway Maxwell Poisson* untuk Mengatasi Overdispersi pada Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Barat”, *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 13, no. 2, pp. 134–141, 2025, <https://doi.org/10.37905/euler.v13i2.31356>

© 2025 by author(s)

JOURNAL INFO • EULER : JURNAL ILMIAH MATEMATIKA, SAINS DAN TEKNOLOGI

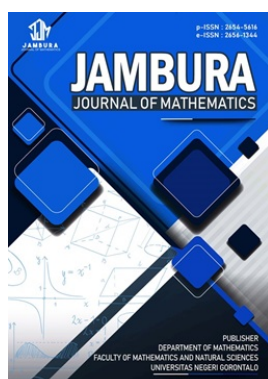


	Homepage	: http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/index
	Journal Abbreviation	: Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.
	Frequency	: Three times a year
	Publication Language	: English (preferable), Indonesia
	DOI	: https://doi.org/10.37905/euler
	Online ISSN	: 2776-3706
	License	: Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
	Publisher	: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	: Indonesia
	OAI Address	: http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/euler/oai
	Google Scholar ID	: QF_r-gAAAAJ
	Email	: euler@ung.ac.id

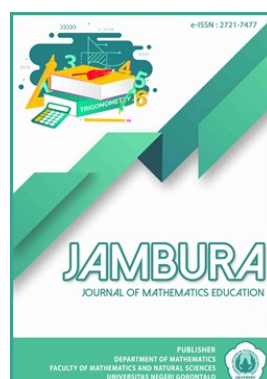
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



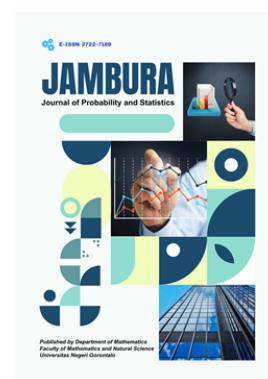
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics

Penerapan Regresi *Conway Maxwell Poisson* untuk Mengatasi Overdispersi pada Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Barat

Vera Maya Santi^{1,*}, Adine Ihsan Kamil¹, Faroh Ladayya¹

¹Program Studi Statistika, Universitas Negeri Jakarta, Jakarta Timur 13220, Indonesia

ARTICLE HISTORY

Diterima 28 April 2025

Direvisi 14 Juni 2025

Disetujui 17 Juni 2025

Diterbitkan 24 Agustus 2025

KATA KUNCI

Conway Maxwell Poisson

Regresi Poisson

Jumlah Kematian Bayi

Overdispersi

KEYWORDS

Conway Maxwell Poisson

Infant Mortality

Overdispersion

Poisson Distribussion

ABSTRAK. Angka Kematian Bayi (AKB) merupakan indikator penting kesehatan masyarakat yang mencerminkan kondisi sosial, ekonomi, lingkungan, dan mutu layanan kesehatan. Pada tahun 2023, Jawa Barat mencatat jumlah kematian bayi tertinggi di Indonesia. Data ini bersifat cacahan dan umumnya dianalisis dengan regresi Poisson. Namun, karena sering terjadi overdispersi, metode ini menjadi kurang tepat. Sebagai alternatif, digunakan regresi Conway-Maxwell Poisson (CMP) yang lebih fleksibel dalam menangani pelanggaran asumsi equidispersi. Tujuan penelitian ini adalah menerapkan regresi CMP untuk mengatasi overdispersi pada jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat dengan metode pendugaan Maximum Likelihood (ML). Data pada studi ini adalah jumlah kematian bayi pada tahun 2023 dengan unit observasi 27 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat. Hasil analisis pendugaan parameter model dengan metode ML menunjukkan bahwa nilai parameter dispersi yang dihasilkan oleh model CMP dan model Poisson berturut-turut adalah sebesar 10,92 dan 126,49. Dari sisi kriteria evaluasi model, model CMP memiliki nilai AIC sebesar 402,455 dan BIC sebesar 415,41, sedangkan model Poisson menunjukkan nilai AIC sebesar 4183,46 dan BIC sebesar 4195,12. Hal ini mengindikasikan bahwa model CMP memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model Poisson dalam menangani data kematian bayi. Selanjutnya, Terdapat empat variabel yang signifikan terhadap kasus jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat, yaitu persentase cakupan pelayanan kesehatan ibu hamil K4, jumlah fasilitas kesehatan berdasarkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat, persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (BER-BPHS), dan persentase komplikasi asfiksia neonatal dengan $\alpha = 5\%$.

ABSTRACT. Infant Mortality Rate (IMR) is a key public health indicator reflecting the social, economic, environmental, and healthcare service quality conditions of a population. In 2023, West Java recorded the highest number of infant deaths in Indonesia. These data are count-type in nature and are commonly analyzed using Poisson regression. However, due to the frequent occurrence of overdispersion, the Poisson method becomes less appropriate. As an alternative, the Conway-Maxwell Poisson (CMP) regression is employed, offering greater flexibility in handling violations of the equidispersion assumption. This study aims to apply CMP regression to address overdispersion in the number of infant deaths in West Java Province using the Maximum Likelihood (ML) estimation method. The data used in this study comprise the total number of infant deaths in 2023 across 27 districts and cities in West Java Province. The ML parameter estimation analysis shows that the dispersion parameter values obtained from the CMP and Poisson models are 10.92 and 126.49, respectively. In terms of model evaluation criteria, the CMP model yields an AIC of 402.455 and BIC of 415.41, whereas the Poisson model shows an AIC of 4183.46 and BIC of 4195.12. These results indicate that the CMP model outperforms the Poisson model in handling infant mortality data. Furthermore, four variables are found to be statistically significant in explaining the number of infant deaths in West Java Province, namely the percentage of antenatal care coverage (K4), the number of health facilities by district/city, the percentage of households with clean and healthy living behavior (PHBS), and the percentage of neonatal asphyxia complications, with a significance level of $\alpha = 5\%$.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. **Editorial of EULER:** Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Indonesia saat ini berada di urutan ke-98 untuk angka kematian bayi dengan 18 kematian per 1.000 kelahiran hidup [1]. Sementara itu, di antara negara-negara ASEAN, Indonesia berada di urutan ke-6. Negara dengan angka kematian bayi terendah di ASEAN adalah Singapura dengan 1,8 kematian per 1.000 kelahiran hidup. Provinsi Jawa Barat, sebagai provinsi dengan jumlah

penduduk terbesar di Indonesia sebesar 50,345 juta jiwa, menghadapi tantangan besar dalam menurunkan angka kematian bayi, yang menjadi salah satu indikator penting dalam penilaian kesehatan masyarakat. Jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2023 mencapai 5.234 jiwa. Berdasarkan data yang dikeluarkan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, Jawa Barat juga merupakan provinsi dengan jumlah kematian bayi tertinggi di Indonesia.

*Penulis Korespondensi.

Meningkatnya angka kematian dapat berpengaruh secara signifikan terhadap perekonomian suatu negara [2]. Penurunan jumlah kematian bayi mencerminkan peningkatan kualitas kesehatan dan kehidupan, yang berkontribusi pada tenaga kerja yang lebih sehat dan produktif. Investasi dalam kesehatan yang menurunkan mortalitas anak dapat meningkatkan pendapatan masa depan dan menghemat biaya kesehatan, semuanya berkontribusi pada pertumbuhan ekonomi. Penurunan angka kematian bayi menjadi salah satu tujuan utama dalam tujuan ketiga pada *Sustainable Development Goals* (SDGs) yang diinisiasi oleh Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) yaitu menjamin kehidupan yang sehat dan meningkatkan kesejahteraan seluruh penduduk semua usia [3]. Target SDGs 3.2 secara khusus menetapkan bahwa pada tahun 2030, semua negara harus menurunkan angka kematian bayi hingga setidaknya 12 per 1.000 kelahiran hidup dan angka kematian balita 25 per 1.000 kelahiran hidup [4]. Mencapai target ini memerlukan pemahaman yang mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi angka kematian bayi dan intervensi yang efektif berdasarkan bukti ilmiah.

Penelitian terdahulu mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kematian bayi telah dilakukan, diantaranya Prahutama dkk yang meneliti analisis faktor-faktor yang mempengaruhi angka kematian bayi di Jawa Tengah menggunakan regresi *Generalized Poisson* dan Binomial Negatif [5]. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Padatun dkk yang meneliti pemodelan angka harapan hidup dan angka kematian bayi di Kalimantan dengan regresi Non-parametrik Spline Birespon [6]. Penelitian tersebut menunjukan persentase keluarga berperilaku hidup bersih dan sehat, persentase bayi diberi ASI usia 0-6 bulan, laju pertumbuhan penduduk, persentase persalinan dibantu oleh tenaga medis (NAKES), dan persentase penduduk miskin memiliki pengaruh yang signifikan terhadap angka kematian bayi. Puspita dkk juga melakukan penelitian terhadap angka kematian bayi di Provinsi Jawa Barat menggunakan pendekatan regresi Spline dan Kernel [7]. Hasil dari penelitian tersebut adalah faktor persentase penduduk miskin juga berpengaruh terhadap angka kematian bayi.

Data jumlah kematian bayi biasanya diasumsikan mengikuti distribusi Poisson. Pada distribusi Poisson berlaku asumsi *equidispersion* dimana ragam dan nilai rataannya sama, sehingga tidak tepat digunakan untuk memodelkan data cacah dimana ragamnya lebih besar dari rataannya (*overdispersion*) atau ragam lebih kecil dari rataannya (*underdispersion*). *Overdispersion* dapat menyebabkan estimasi *standard error* menjadi lebih kecil dari yang seharusnya (*under-estimate*). Terjadinya kondisi *under-estimate* dapat menyebabkan kesalahan dalam pengambilan keputusan pada uji signifikansi yang akan cenderung menolak hipotesis nol [8].

Apabila asumsi *equidispersion* pada distribusi Poisson tidak terpenuhi dalam data cacahan, salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah dengan menspesifikasikan sebaran alternatif lain yang lebih sesuai untuk mengatasi masalah tersebut. Salah satu alternatif adalah distribusi Binomial Negatif, yang mengasumsikan bahwa variabel respon mengikuti distribusi Poisson dengan parameter yang memiliki distribusi prior Gamma [9]. Untuk kondisi *overdispersion* yang disebabkan oleh banyaknya nilai nol dalam data, distribusi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) dapat menjadi alternatif yang sesuai untuk mengatasi masalah ini [10]. Metode lainnya yang dapat digunakan untuk mengatasi *overdispersion* pada data adalah *Quasi-Likelihood*, yaitu dengan memperbaiki pendugaan ni-

lai *standard error* pada regresi Poisson [11].

Sellers dan Shmueli mengenalkan model regresi *Conway Maxwell Poisson* (CMP) sebagai alternatif untuk mengatasi pelanggaran asumsi *equidispersion* [12]. Model ini didasarkan pada distribusi *Conway Maxwell Poisson* yang dikembangkan oleh Conway dan Maxwell pada tahun 1962. Distribusi CMP merupakan perluasan dari distribusi Poisson, dengan dua parameter utama, yaitu parameter lokasi (μ) yang serupa dengan parameter distribusi Poisson, dan parameter dispersi (ν). Model regresi CMP menggabungkan parameter μ dan ν , yang memberikan fleksibilitas dalam menangani data dengan pelanggaran *overdispersion* atau *underdispersion* [13]. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode regresi CMP bekerja lebih baik dibandingkan dengan metode regresi Binomial Negatif dalam mengatasi overdispersi dengan nilai *deviance* regresi CMP sebesar 2.051, sedangkan nilai *deviance* regresi Binomial Negatif sebesar 3,478 [14]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa regresi CMP memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan regresi Poisson dan *Compound Poisson-Tweedie* pada data dengan tingkat dispersi yang tinggi (lebih dari 0,45) [15].

Pada penelitian ini akan menggunakan delapan variabel prediktor yang diduga memengaruhi jumlah kematian bayi dengan *offset* jumlah bayi baru lahir di Provinsi Jawa Barat. Provinsi Jawa Barat merupakan provinsi dengan jumlah penduduk terbesar di Indonesia. Dengan populasi terbanyak, Jawa Barat menghadapi tantangan besar dalam upaya menurunkan jumlah kematian bayi, yang menjadi salah satu indikator penting dalam penilaian kesehatan masyarakat. Hingga saat ini belum ada penelitian terkait analisis jumlah kematian bayi menggunakan regresi MCP dengan metode pendugaan parameter MLE di Provinsi Jawa Barat. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan regresi CMP dengan metode pendugaan parameter modelnya adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dalam menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat dan menentukan kebaikan model. Hasil penelitian dengan regresi CMP akan berupa faktor-faktor yang menyebabkan jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat.

2. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat Tahun 2023 dan Open Data Jabar. Data penelitian adalah data jumlah kematian bayi tahun 2023 dengan 27 amatan yang terdiri dari 18 kabupaten dan 9 kota di Provinsi Jawa Barat dan faktor-faktor yang diduga berpotensi mempengaruhi terhadap jumlah kematian bayi sejumlah 8 variabel prediktor sesuai Tabel 1.

Pendekatan analisis yang digunakan untuk mengatasi overdispersi pada data jumlah kematian bayi pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat dalam penelitian ini adalah model regresi *Conway Maxwell Poisson* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi data untuk mengetahui karakteristik data secara umum.
 2. Melakukan uji distribusi Poisson
- Pengujian distribusi Poisson dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Chi-Square*. Uji *Chi-Square* adalah metode statistik yang digunakan untuk menentukan apakah data sampel berasal dari populasi dengan distribusi tertentu [16]. Uji ini digunakan sebagai alternatif dari uji *Anderson-Darling* dan

Tabel 1. Variabel penelitian

Variabel	Simbol	Keterangan	Skala
Respon	Y	Jumlah Kematian Bayi kabupaten/kota di Jawa Barat	Rasio
	X_1	Bayi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR)	Rasio
	X_2	Persentase Pemberian Air Susu Ibu (ASI) Eksklusif pada Bayi <6 Bulan	Rasio
	X_3	Cakupan Pelayanan Kesehatan Ibu Hamil K4	Rasio
Penjelas	X_4	Persentase Penduduk Miskin Berdasarkan Kabupaten/Kota di Jawa Barat	Rasio
	X_5	Jumlah Fasilitas Kesehatan Berdasarkan Kabupaten/Kota di Jawa Barat	Rasio
	X_6	Persentase Rumah Tangga Berperilaku Hidup Bersih dan Sehat (BER-PHBS)	Rasio
	X_7	Persentase Kunjungan Neonatal (KN) Lengkap	Rasio
	X_8	Persentase Komplikasi Asfiksia Neonatal	Rasio
offset	t_i	Jumlah Bayi Baru Lahir	Rasio

Kolmogorov-Smirnov, terutama pada distribusi diskrit seperti Binomial dan Poisson seperti pada pers. (1).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, i = 1, \dots, k. \quad (1)$$

dengan O_i Nilai frekuensi teramati pada suatu kategori ke- i dan E_i Nilai frekuensi harapan pada suatu kategori ke- i . Statistik uji χ^2 mengikuti distribusi *Chi-Square* dengan derajat bebas $(k - p - 1)$, di mana k adalah jumlah kategori respon dan p adalah jumlah parameter yang diestimasi dari distribusi Poisson. Hipotesis H_0 ditolak jika nilai $\chi^2 > \chi^2(df, \alpha)$ pada taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ atau jika $p\text{-value} < \alpha$ [17]. Hipotesis yang digunakan untuk uji kesesuaian *Chi-Square* adalah sebagai berikut [18]:

H_0 : Data mengikuti distribusi Poisson,

H_1 : Data tidak mengikuti distribusi Poisson.

3. Spesifikasi model regresi Poisson berdasarkan hubungan antara variabel-variabel penjelas dan variabel respons.

Distribusi Poisson adalah distribusi probabilitas diskrit yang menjelaskan probabilitas sejumlah peristiwa yang terjadi pada suatu interval waktu atau ruang seperti pada pers. (2) [19]. Berbagai model *Generalized Linear Models* (GLM) yang digunakan untuk menghitung variabel respons umumnya mengasumsikan bahwa komponen acak mengikuti distribusi Poisson.

$$P[Y = y] = f(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

Probabilitasnya bergantung pada satu parameter, yaitu μ , yang sekaligus merupakan nilai rata-rata dan varians dari distribusi tersebut yang dinyatakan pada pers. (3) [20]:

$$E(Y) = Var(Y) = \mu. \quad (3)$$

Misalkan $y_1, y_2, \dots, y_n$ merupakan n amatan yang diasumsikan berdistribusi Poisson dan saling bebas. Dalam regresi Poisson, hubungan antara nilai harapan μ_i dan variabel respon y_i dinyatakan melalui model linier yang dituliskan seperti pada pers. (4):

$$\mu_i = \exp x_i^T \beta; x_i^T = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T. \quad (4)$$

Secara umum, bentuk model regresi Poisson dengan offset dituliskan sebagai pers. (5):

$$\ln(\mu_i) = \ln(t_i) + (\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}). \quad (5)$$

$\ln(t_i)$ berfungsi sebagai offset dalam model regresi Poisson. Offset ini digunakan ketika terdapat indikasi ketidakhomogenan populasi atau eksposur antar pengamatan. Melakukan pendugaan koefisien parameter regresi poisson menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

4. Melakukan pengecekan multikolinearitas di antara variabel penjelas menggunakan *Variance Inflation Factors* (VIF) [21]. Rumus untuk uji VIF ditunjukkan oleh pers. (6):

$$VIF = \frac{1}{(1 - R_j^2)}. \quad (6)$$

dengan R_j^2 merupakan koefisien determinasi yang diperoleh dari melakukan regresi variabel penjelas X_j terhadap variabel penjelas lainnya. Nilai $VIF > 10$ menunjukkan adanya indikasi multikolinearitas variabel penjelas [21].

5. Melakukan identifikasi apakah terdapat overdispersi pada data menggunakan perhitungan nilai dispersi, yaitu dengan membagi nilai deviance dengan derajat bebasnya. Jika terjadi overdispersi, model Poisson tidak akan signifikan sehingga analisis harus dilanjutkan menggunakan metode alternatif lainnya yaitu regresi *Conway Maxwell Poisson* (CMP).
6. Spesifikasi model regresi CMP

Distribusi *Conway Maxwell Poisson* (CMP) merupakan pengembangan dari distribusi Poisson yang pertama kali ditemukan oleh Conway dan Maxwell. Bentuk fungsi massa peluang distribusi *Conway Maxwell Poisson* dituliskan seperti pada pers. (7) [13]:

$$P(Y = y) = f(y; \mu, v) = \frac{\mu^y}{(y!)^v Z(\mu, v)}, y = 0, 1, 2, \dots \quad (7)$$

dengan $Z(\mu, v) = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\mu^j}{(j!)^v}$. Karena bentuk dari $Z(\mu, v) = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\mu^j}{(j!)^v}$ merupakan deret tak hingga yang sulit dihitung secara langsung, terutama untuk nilai parameter μ atau v yang besar, maka pendekatan aproksimasi digunakan untuk menyederhanakannya. Pendekatan dari fungsi $Z(\mu, v)$ dapat didekati dengan bentuk asimtotik pada pers. (8) [13]:

$$Z(\mu, v) = \frac{\exp\left(v\mu^{\frac{1}{v}}\right)}{\mu^{\frac{(v-1)}{2v}} (2\pi)^{\frac{(v-1)}{2}} \sqrt{v}}. \quad (8)$$

Ketika $v = 1$, distribusi CMP identik dengan distribusi Poisson standar, dengan rata-rata dan varians adalah sama, me-

menunjukkan kondisi *equidispersion*. Sementara itu, untuk kondisi $v > 1$ menunjukkan kondisi *underdispersion*, dan ketika $v < 1$ menunjukkan kondisi *overdispersion* [13].

Pers. (3) dan pers. (7) yang disubstitusikan ke pers. (6) menghasilkan bentuk fungsi massa peluang seperti yang ditunjukkan pada pers. (9):

$$f(y_i; \mu, v) = \frac{\mu^y}{(y_i!)^v} \frac{1}{Z(\mu, v)},$$

$$f(y_i; \beta, v) = \frac{\exp(x_i^T \beta)^{y_i} \exp(x_i^T \beta)^{\frac{v-1}{2v}} (2\pi)^{\frac{v-1}{2v}} \sqrt{v}}{(y_i!)^v \exp\left(v \exp\left(\frac{x_i^T \beta}{v}\right)\right)}.$$
(9)

Regresi Conway Maxwell Poisson (CMP) adalah analisis regresi dimana variabel respon merupakan data cacahan dan berdistribusi CMP dengan satu atau lebih variabel penjelas. Hubungan antara variabel respon dengan variabel penjelas dalam regresi CMP dapat dinyatakan melalui nilai harapan dari variabel responsnya [13]. Secara umum, bentuk model regresi Conway Maxwell Poisson dinyatakan sebagai pers. (10):

$$\ln(\mu_i) = \ln(t_i) + (\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}). \quad (10)$$

Estimasi parameter regresi CMP menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE). Bentuk fungsi *likelihood* dari pers. (9) dapat dituliskan kembali dalam bentuk:

$$L(\beta, v; y_i) = \prod_{i=1}^n (f(y_i; \beta, v))$$

$$= \prod_{i=1}^n \left[\frac{\exp(x_i^T \beta)^{y_i} \exp(x_i^T \beta)^{\frac{v-1}{2v}} (2\pi)^{\frac{v-1}{2v}} \sqrt{v}}{(y_i!)^v \exp\left(v \exp\left(\frac{x_i^T \beta}{v}\right)\right)} \right].$$
(11)

Selanjutnya, fungsi *likelihood* akan dilogaritmakan sehingga diperoleh fungsi *log-likelihood* regresi CMP, yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathcal{L}(\beta, v; y_i) = \ln L(\beta, v; y_i)$$

$$= \ln \left[\prod_{i=1}^n \left[\frac{\exp(x_i^T \beta)^{y_i} \exp(x_i^T \beta)^{\frac{v-1}{2v}} (2\pi)^{\frac{v-1}{2v}} \sqrt{v}}{(y_i!)^v \exp\left(v \exp\left(\frac{x_i^T \beta}{v}\right)\right)} \right] \right]$$

$$= \sum_{i=1}^n [y_i x_i^T \beta] - \sum_{i=1}^n [v \ln(y_i!)]$$

$$+ \sum_{i=1}^n \left[\frac{v-1}{2v} x_i^T \beta + \frac{v-1}{2v} \ln 2\pi + \frac{1}{2} \ln v \right]$$

$$- \sum_{i=1}^n \left[v \exp\left(\frac{x_i^T \beta}{v}\right) \right].$$
(12)

Karena estimasi parameter pada model regresi Conway-Maxwell Poisson tidak dapat diselesaikan secara analitik, maka digunakan metode iteratif berbasis pendekatan numerik, seperti algoritma *Newton-Raphson*. Dalam metode ini, turunan pertama fungsi *log-likelihood* digunakan untuk membentuk vektor gradien, dan turunan kedua digunakan untuk

membentuk matriks *Hessian* yang menjadi dasar perhitungan iterasi. Proses ini dilakukan hingga diperoleh nilai parameter yang konvergen. Turunan kedua fungsi *log-likelihood* disebut matriks *Hessian* (H) yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial \beta_2} & \dots & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial v} \\ \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1^2} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} & \dots & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1 \partial v} \\ \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial \beta_2} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_2 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_2 \partial v} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_2 \partial \beta_p} & \dots & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_p^2} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_p \partial v} \\ \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_0 \partial v} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_1 \partial v} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_2 \partial v} & \dots & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial \beta_p \partial v} & \frac{\partial^2 l(\beta, v)}{\partial v^2} \end{bmatrix}.$$

Langkah-langkah algoritma komputasi *Newton Raphson*, yaitu:

- Menentukan nilai awal untuk parameter $\hat{\beta}^{(0)}$ menggunakan metode OLS.
- Membentuk vektor gradien (g) dengan menggunakan turunan pertama fungsi *log-likelihood*.
- Membentuk matriks *Hessian* (H) dengan menggunakan turunan kedua fungsi *log-likelihood*.
- Melakukan iterasi dengan $t = 0, 1, 2, \dots$ pada persamaan

$$\hat{\beta}^{(t+1)} = \hat{\beta}^{(t)} - H^{-1}(\hat{\beta}^{(t)})g(\hat{\beta}^{(t)}),$$

$\hat{\beta}^{(t)}$ merupakan nilai taksiran awal yang diperoleh dari metode OLS.

- Mengulangi iterasi sampai diperoleh nilai parameter yang konvergen, yaitu pada saat $\hat{\beta}^{(t+1)} - \hat{\beta}^{(t)} \leq \varepsilon$, dimana ε adalah konstanta positif yang ditentukan.
7. Melakukan pengujian signifikansi parameter Regresi CMP
- Pengujian parameter secara simultan dapat dilakukan menggunakan uji *Maximum Likelihood Ratio* [22], dengan hipotesis pengujian parameter secara simultan sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0,$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p.$$

Statistik uji *Maximum Likelihood Ratio* dapat dinyatakan:

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\Omega})}{L(\hat{\omega})} \right] \quad (13)$$

dengan $L(\hat{\Omega})$ adalah fungsi *likelihood* dari model yang tidak mengandung variabel penjelas (model yang hanya mengandung *intercept* β_0), dan $L(\hat{\omega})$ adalah fungsi *likelihood* untuk model yang mencakup semua variabel penjelas. Statistik uji G mengikuti distribusi *Chi-square* dengan derajat bebas p . Keputusan diambil dengan menolak H_0 jika nilai $G > \chi^2(df, \alpha)$, yang menunjukkan bahwa pada tingkat signifikansi α , minimal ada satu variabel penjelas yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon [23].

- Pengujian signifikansi parameter secara parsial dengan menggunakan uji *Wald*. Pengujian ini bertujuan untuk

mengidentifikasi variabel penjelas yang memberikan pengaruh signifikan terhadap variabel respon. Hipotesisnya adalah sebagai berikut:

$H_0 : \beta_j = 0; j = 1, 2, \dots, p$ (variabel penjelas j tidak berpengaruh signifikan),

$H_1 : \beta_j \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$ (variabel penjelas j berpengaruh signifikan).

Statistik uji *Wald* dinyatakan sebagai berikut [24]:

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}, \quad (14)$$

dengan $\hat{\beta}_j$ Estimasi parameter koefisien model untuk variabel penjelas ke- j $SE(\hat{\beta}_j)$ *standard error* ke $\hat{\beta}_j$. Statistik uji *Wald* mengikuti distribusi *Chi-Square* dengan derajat kebebasan 1 [22]. Kaidah pengujian untuk uji *Wald* adalah menolak H_0 jika $W_j > \chi^2_{(\alpha, 1)}$ atau jika nilai $p\text{-value} < \alpha$, yang menunjukkan bahwa variabel penjelas ke- j memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon pada taraf signifikansi $\alpha = 0,05$.

8. Melakukan pemeriksaan kecocokan model (*goodness of fit*) terhadap regresi CMP

(a) Akaike Information Criterion (AIC)

AIC mengevaluasi sebuah model berdasarkan seberapa dekat nilai prediksinya dengan nilai rata-rata sebenarnya, dilihat dari ekspektasi tertentu. Formula AIC dinyatakan sebagai berikut [20]:

$$AIC = -2l + 2k = -2(l - k), \quad (15)$$

dengan:

l = Fungsi *log-likelihood* model, k = Banyaknya parameter yang diduga.

Ketika ada banyak penjelas potensial dalam sebuah analisis, AIC dapat digunakan sebagai alat untuk memilih variabel yang paling relevan. Dari sekumpulan model kandidat yang dibuat berdasarkan berbagai kombinasi penjelas, model yang memiliki nilai AIC terkecil dianggap sebagai yang terbaik.

(b) Bayesian Information Criterion (BIC)

Kriteria pemilihan model lainnya yang dapat digunakan adalah *Bayesian Information Criterion* (BIC). BIC didasarkan pada argumen Bayesian yang mengasumsikan setiap model memiliki sebaran *prior* yang sama dan peluang yang setara bahwa setiap model “tepat”. Nilai BIC dirumuskan sebagai berikut [20]:

$$BIC = -2l + k \ln(n), \quad (16)$$

dengan:

n = Banyaknya pengamatan, l = Fungsi *log-likelihood* model, k = Banyaknya parameter yang diduga.

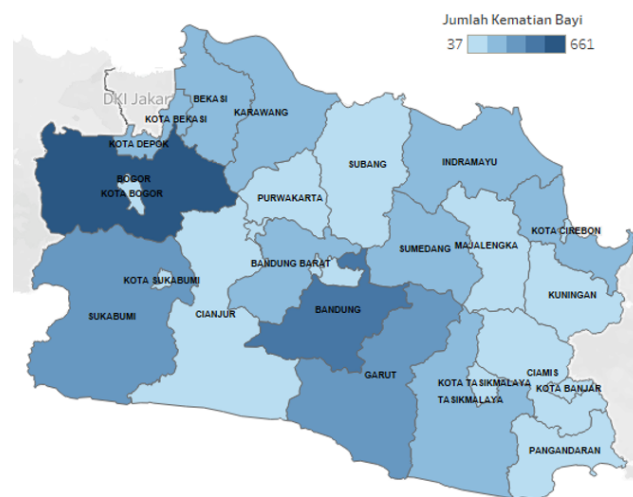
BIC memberikan penalti yang lebih besar untuk model dengan lebih banyak parameter, menjadikannya lebih konservatif dan mencegah *overfitting*, terutama ketika ukuran sampel besar. Hal ini dilakukan dengan menggantikan faktor penalti sebesar 2 pada AIC dengan fungsi $\ln(n)$ sebagai pengali jumlah parameter dalam model [25].

9. Melakukan interpretasi dan menarik kesimpulan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Statistika Deskriptif

Provinsi Jawa Barat terdiri atas 27 kota/kabupaten dengan masing-masing jumlahnya adalah 18 kabupaten dan 9 kota. Berdasarkan data yang dikeluarkan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, Jawa Barat merupakan provinsi dengan jumlah kematian bayi terbesar di Indonesia dengan jumlah 5234 kasus kematian bayi. Peta sebaran jumlah kematian bayi menurut kota/kabupaten pada provinsi Jawa Barat, ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Peta Sebaran Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Jawa Barat Tahun 2023

Peta sebaran jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat menampilkan intensitas jumlah kematian bayi di setiap kabupaten/kota menggunakan gradasi warna biru. Warna biru yang semakin gelap menunjukkan jumlah kematian bayi yang semakin tinggi, sedangkan warna biru yang semakin terang menunjukkan jumlah kematian bayi yang lebih rendah. Kabupaten/kota dengan jumlah kematian bayi tertinggi di provinsi Jawa Barat adalah Kabupaten Bogor, Kabupaten Bandung, Kabupaten Sukabumi, Kabupaten Garut, dan Kabupaten Cirebon. Setelah melakukan eksplorasi data untuk melihat karakteristik data secara umum, proses berikutnya adalah pengujian kesesuaian bentuk distribusi dengan menggunakan uji *Chi-Square* untuk mengetahui apakah variabel respon dari data berdistribusi *poisson* atau tidak.

3.2. Uji Distribusi Poisson

Uji distribusi *Poisson* dilakukan untuk menguji kesesuaian distribusi dari variabel respon. Tabel 2 menyajikan hasil uji kesesuaian variabel respon dengan uji *Chi-Square* sesuai pers. (1).

Tabel 2. Hasil uji kesesuaian *Chi-Square*

Pearson <i>Chi-Square</i>	df	<i>p-value</i>
0,93	25	1

Berdasarkan hasil uji *Chi-Square*, nilai $\chi^2 = 0,93 < \chi^2_{(25;0,05)} = 37,65$ dan $p\text{-value} 1 > 0,05$, sehingga tidak ada cukup bukti untuk menolak hipotesis nol yang menyatakan bahwa data mengikuti distribusi *Poisson*. Dengan kata lain, hasil pengujian

menunjukkan bahwa data aktual sesuai dengan distribusi Poisson pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini mengindikasikan bahwa model regresi Poisson dapat digunakan untuk memodelkan data tersebut.

3.3. Pemodelan Regresi Poisson

Pengepasan (*fitting*) model regresi Poisson pada data dengan metode pendugaan *Maximum Likelihood* dan algoritma *Newton Raphson*. Hasil pemodelan dengan regresi Poisson sesuai pers. (5) dengan atribut pers. (2), pers. (3), dan pers. (4) disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pendugaan parameter regresi Poisson

Parameter	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
β_0	4,67	2×10^{-6}
β_1	0,0026	$4,17 \times 10^{-6}$
β_2	0,0079	2×10^{-6}
β_3	0,00043	2×10^{-6}
β_4	-0,0058	0,00898
β_5	0,0099	2×10^{-6}
β_6	-0,0080	2×10^{-6}
β_7	-0,0085	0,00221
β_8	0,00002	0,14024

Berdasarkan hasil pendugaan koefisien parameter model pada Tabel 3, maka dugaan model regresi Poisson dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\ln(\mu_i) = \ln(t_i) + (4,67 + 0,0026Z_1 + 0,0079Z_2 + 0,00043Z_3 - 0,0058Z_4 + 0,0099Z_5 - 0,0080Z_6 - 0,0085Z_7 + 0,00002Z_8).$$

Selanjutnya, model dugaan regresi Poisson di atas digunakan untuk pengujian multikolinieritas.

3.4. Pemeriksaan Multikolinieritas

Pengecekan asumsi multikolinieritas untuk melihat independensi antar variabel prediktor, dilakukan dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai VIF > 10, maka dapat disimpulkan terdapat multikolinieritas. Tabel 4 menampilkan nilai VIF untuk setiap variabel prediktor sesuai formula pada pers. (6).

Tabel 4. Nilai VIF variabel prediktor

Variabel	Nilai VIF
X_1	1,18
X_2	1,30
X_3	3,02
X_4	1,66
X_5	1,81
X_6	1,47
X_7	1,19
X_8	2,79

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk semua variabel prediktor berada di bawah 10, yang mengindikasikan tidak adanya pelanggaran multikolinieritas antar variabel prediktor dalam model.

3.5. Pemodelan Regresi Conway Maxwell Poisson (CMP)

Selanjutnya dilakukan pendugaan parameter model regresi CMP dengan spesifikasi sesuai pers. (10) dengan penurunannya sesuai pers. (7), pers. (8), dan pers. (9) menggunakan metode MLE seperti pada pers. (11) dan pers. (12). Nilai dugaan koefisien parameter disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil pendugaan parameter regresi Conway Maxwell Poisson

Parameter	Nilai Dugaan	<i>p-value</i>
β_0	-5,16	$7,899 \times 10^{-51}$
β_1	-0,0006	0,9714
β_2	-0,0227	0,1408
β_3	0,12	$4,959 \times 10^{-5}$
β_4	0,036	0,05066
β_5	-0,142	$5,707 \times 10^{-8}$
β_6	-0,139	$4,836 \times 10^{-13}$
β_7	0,0097	0,5222
β_8	-0,0694	0,00036

Berdasarkan hasil pada Tabel 5, maka dugaan model regresi Conway Maxwell Poisson dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\ln(\mu_i) = \ln(t_i) - 5,16 - 0,0006Z_1 - 0,0227Z_2 + 0,1217Z_3 + 0,0366Z_4 - 0,1422Z_5 - 0,1397Z_6 + 0,0097Z_7 - 0,0694Z_8 \quad (17)$$

dengan $Z_j = \frac{X_j - \mu_j}{\sigma_j}$; $j = 1, 2, \dots, 8$, merupakan hasil standarisasi dari variabel prediktor X_j . Jika dilakukan transformasi kembali ke variabel prediktornya aslinya, maka akan diperoleh dugaan model regresi Conway Maxwell Poisson sebagai berikut:

$$\ln(\mu_i) = \ln(t_i) - 4,4102 - 0,00003636X_1 - 0,0036X_2 + 0,0002X_3 + 0,0138X_4 - 0,0049X_5 - 0,0130X_6 + 0,0052X_7 - 0,0001X_8. \quad (18)$$

Hasil estimasi menunjukkan bahwa cakupan pelayanan kesehatan ibu hamil K4 (X_3) memiliki pengaruh positif signifikan terhadap jumlah kematian bayi di Jawa Barat, dimana setiap peningkatan 1% cakupan pelayanan K4 meningkatkan jumlah kematian bayi sebesar $e^{0.0002} = 1.0002$ kali. Hal ini menunjukkan bahwa cakupan pelayanan K4 yang lebih tinggi berpotensi meningkatkan pelaporan kasus komplikasi atau kondisi kesehatan bayi yang sebelumnya tidak terdeteksi [26]. Selain itu, jumlah fasilitas kesehatan (X_5) memiliki pengaruh negatif signifikan terhadap jumlah kematian bayi, dimana setiap peningkatan 1% jumlah fasilitas kesehatan menurunkan jumlah kematian bayi sebesar $e^{-0.0049} = 0.98$ kali. Temuan ini sejalan dengan penelitian Prahutama dkk. [5] dan Frankenberg [27], yang menunjukkan bahwa keberadaan fasilitas kesehatan yang memadai mendukung akses terhadap layanan kesehatan, seperti pemeriksaan kehamilan, deteksi komplikasi, dan imunisasi. Persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (PHBS) (X_6) juga memiliki pengaruh negatif signifikan terhadap jumlah kematian bayi, dimana setiap peningkatan 1% PHBS menurunkan jumlah kematian bayi sebesar $e^{-0.0130} = 0.99$ kali. Hal ini menguatkan hasil penelitian Padatuan dkk. [6], yang menekankan pentingnya kebiasaan hidup sehat seperti sanitasi layak dan mencuci tangan dengan sabun dalam mencegah risiko penyakit.

Selanjutnya, persentase komplikasi asfiksia neonatal (X_8) memiliki pengaruh negatif signifikan terhadap jumlah kematian bayi, dimana setiap peningkatan 1% komplikasi asfiksia neonatal menurunkan jumlah kematian bayi sebesar $e^{-0.0001} = 0.99$. Penelitian ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Yasril dkk. [28] yang menyatakan bahwa komplikasi asfiksia berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian bayi. Persentase komplikasi asfiksia neonatal yang tercatat kemungkinan besar berasal dari daerah dengan fasilitas kesehatan yang lebih memadai, sehingga komplikasi dapat diidentifikasi lebih dini dan ditangani dengan tepat. Penanganan cepat terhadap bayi dengan asfiksia, seperti resusitasi atau pemberian oksigen, mampu menurunkan risiko kematian bayi [29].

3.6. Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter model, dilakukan secara simultan dan parsial. Uji ini dilakukan untuk melihat apakah variabel prediktor memberikan pengaruh secara signifikan terhadap variabel respon atau tidak.

3.6.1. Pengujian Signifikansi Parameter Secara Simultan (Serentak)

Pengujian signifikansi parameter secara serentak dilakukan untuk menguji apakah minimal ada satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap respon sesuai pers. (13). Hasil uji diperoleh nilai G sebesar 284,08 dan nilai $\chi^2_{0,05,8}$ sebesar 15,51. Karena nilai G lebih besar dari $\chi^2_{0,05,8}$ sehingga keputusannya adalah tolak H_0 , yang berarti bahwa dengan $\alpha = 0,05$ minimal ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi di Jawa Barat.

3.6.2. Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial (Individu)

Pengujian parameter secara parsial menggunakan pers. (14). Pengujian secara parsial untuk menguji masing-masing parameter apakah memberikan pengaruh signifikan terhadap variabel respon atau tidak. Berdasarkan Tabel 5, terdapat empat variabel prediktor yang berpengaruh signifikan dengan $\alpha = 0,05$. Variabel tersebut yaitu, persentase cakupan pelayanan kesehatan ibu hamil K4 (X_3), jumlah fasilitas kesehatan berdasarkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat (X_5), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (BER-BPHS) (X_6), dan persentase komplikasi asfiksia neonatal (X_8).

3.7. Evaluasi Model

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai dispersinya serta kriteria AIC dan BIC seperti pada pers. (15) dan pers. (16). Nilai dispersi digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam menangani *overdispersion*, sementara AIC dan BIC memberikan informasi tentang kesesuaian model terhadap data.

Tabel 6. Perbandingan nilai dispersi AIC dan BIC

Variabel	Nilai Dispersi	AIC	BIC
Regresi Poisson	126,49	4183,46	4195,12
Regresi Conway Maxwell Poisson	10,92	402,46	415,41

Berdasarkan Tabel 6, diperoleh nilai dispersi yang dihasilkan

oleh regresi Poisson sebesar 126,49, sedangkan nilai dispersi dari regresi Conway-Maxwell Poisson (CMP) adalah sebesar 10,916. Nilai dispersi yang lebih kecil pada regresi CMP menunjukkan bahwa model CMP lebih baik dalam mengatasi overdispersi dibandingkan regresi Poisson.

Selanjutnya, nilai AIC dan BIC untuk regresi CMP masing-masing adalah 402,46 dan 415,41. Nilai tersebut lebih kecil dibandingkan dengan nilai AIC dan BIC dari regresi Poisson sebesar 4183,46 dan 4195,12. Nilai AIC dan BIC yang lebih kecil menunjukkan bahwa regresi CMP memiliki performa yang lebih baik dalam memodelkan jumlah kematian bayi dibandingkan dengan regresi Poisson.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan terbukti bahwa model Regresi Conway Maxwell Poisson dapat digunakan untuk memodelkan kasus jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat yang mengalami masalah overdispersi. Rasio deviance terhadap derajat bebas yang dihasilkan dari regresi Conway Maxwell Poisson adalah 10,92, lebih kecil dari regresi Poisson. Berdasarkan nilai AIC dan BIC yang dihasilkan dari model dugaan regresi Conway Maxwell Poisson juga jauh lebih kecil dari regresi Poisson, yaitu 402,46 dan 415,41. Maka, dapat disimpulkan model regresi Conway Maxwell Poisson lebih baik untuk memodelkan data jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat. Berdasarkan pemodelan regresi Conway Maxwell Poisson, terdapat 4 variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat tahun 2023, yaitu variabel persentase cakupan pelayanan kesehatan ibu hamil K4 (X_3), jumlah fasilitas kesehatan berdasarkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat (X_5), persentase rumah tangga berperilaku hidup bersih dan sehat (BER-BPHS) (X_6), dan persentase komplikasi asfiksia neonatal (X_8). Meskipun model CMP telah berhasil menurunkan tingkat dispersi, namun hasil yang diperoleh masih menunjukkan adanya overdispersi pada data. Terdapat beberapa model alternatif lainnya untuk mengatasi masalah overdispersi, diantaranya yaitu regresi Quasi-Poisson, Hurdle Poisson, Binomial negatif, atau Zero-Inflated Conway Maxwell Poisson (ZICMP).

Kontribusi Penulis. Vera Maya Santi: Penulisan-persiapan *draft* asli, Konseptualisasi, Analisis formal, Algoritma penelitian-komputasi, Investigasi, Analisis data, Visualisasi, Penulisan-peninjauan dan penyuntingan, Supervisi, dan Pendanaan. Adine Ihsan Kamil: Penulisan-persiapan *draft* asli, Metodologi, Kurasi Data, Algoritma komputasi, Analisis data, dan Validasi. Faroh Ladayya: Metodologi, Penulisan-peninjauan dan penyuntingan, dan Supervisi. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan ini.

Ucapan Terima Kasih. Terima kasih kepada tim editor dan reviewer yang telah mendukung kami dalam meningkatkan kualitas naskah ini. Terima kasih juga kepada Dinas Kesehatan Jawa Barat yang telah mendukung penelitian ini melalui penyediaan data penelitian.

Pembiayaan. Penelitian ini mendapatkan dukungan dana melalui hibah penelitian FMIPA Universitas Negeri Jakarta.

Konflik Kepentingan. Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

Referensi

- [1] UNICEF, "Infant mortality rate." [Online]. Available: https://data.unicef.org/resources/data_explorer/unicef/.
- [2] L. Rocco, E. Fumagalli, A. J. Mirelman, and M. Suhrcke, "Mortality, morbidity and economic growth," *PLoS One*, vol. 16, no. 5 May, pp. 1–22, 2021, doi: [10.1371/journal.pone.0251424](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0251424).
- [3] Bappenas, "Goal 3: Kehidupan sehat dan sejahtera." Accessed: Oct. 17, 2024. [Online]. Available: <https://sdgs.bappenas.go.id/17-goals/goal-3/>.
- [4] UNICEF, "Goal 3: Good health and well-being." Accessed: Oct. 17, 2024. [Online]. Available: <https://data.unicef.org/sdgs/goal-3-good-health-wellbeing/>.
- [5] A. Prahutama, S. Sudarno, S. Suparti, and M. A. Mukid, "Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi di Jawa Tengah Menggunakan Regresi Generalized Poisson dan Binomial Negatif," *J. Stat. Univ. Muhammadiyah Semarang*, vol. 5, no. 2, 2017.
- [6] A. B. Padatuan, S. Sifriyani, and S. Prangga, "Modeling Life Expectations and Infant Death Rates in Kalimantan with Nonparametric Regression Spline Birespon," *BAREKENG: J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 15, no. 2, pp. 283–296, 2021, doi: [10.30598/barekengvol15iss2pp283-296](https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss2pp283-296).
- [7] R. I. Puspita, R. Anisa, and L. O. A. Rahman, "Pemodelan Angka Kematian Bayi di Jawa Barat Menggunakan Pendekatan Analisis Regresi Spline dan Kernel," *Xplore J. Stat.*, vol. 11, no. 3, pp. 203–214, 2022, doi: [10.29244/xplore.v11i3.1026](https://doi.org/10.29244/xplore.v11i3.1026).
- [8] D. D. Khofiyandi and Suliadi, "Pemodelan Regresi Conway-Maxwell-Poisson untuk Mengatasi Overdispersi pada Data Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur," *Bandung Conf. Ser. Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 210–217, 2023, doi: [10.29313/bcss.v3i2.7865](https://doi.org/10.29313/bcss.v3i2.7865).
- [9] V. M. Santi and Y. Rahayuningsih, "Negative Binomial Regression in Overcoming Overdispersion in Extreme Poverty Data in Indonesia," *Pattimura Int. J. Math.*, vol. 2, no. 2, pp. 43–52, 2023, doi: [10.30598/pijmathvol2iss2pp43-52](https://doi.org/10.30598/pijmathvol2iss2pp43-52).
- [10] V. M. Santi, D. Ambarwati, and B. Sumargo, "Zero Inflated Poisson Regression Analysis in Maternal Death Cases on Java Island," *Pattimura Int. J. Math.*, vol. 1, no. 2, pp. 59–68, 2022, doi: [10.30598/pijmathvol1iss2pp59-68](https://doi.org/10.30598/pijmathvol1iss2pp59-68).
- [11] D. P. Prami Meitriani, K. G. Sukarsa, and I. P. E. N. Kencana, "Penerapan Regresi Quasi-Likelihood Pada Data Cacah (Count Data) Yang Mengalami Overdispersi Dalam Regresi Poisson," *E-Jurnal Mat.*, vol. 2, no. 2, p. 37, 2013, doi: [10.24843/mtk.2013.v02.i02.p036](https://doi.org/10.24843/mtk.2013.v02.i02.p036).
- [12] K. F. Sellers and G. Shmueli, "A flexible regression model for count data," *Ann. Appl. Stat.*, vol. 4, no. 2, 2010, doi: [10.1214/09-AOAS306](https://doi.org/10.1214/09-AOAS306).
- [13] K. F. Sellers, *The Conway-Maxwell-Poisson Distribution*, 1st ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2023, doi: [10.1017/9781108646437](https://doi.org/10.1017/9781108646437).
- [14] L. E. Afri, "Perbandingan Regresi Binomial Negatif dan Regresi Conway-Maxwell-Poisson dalam Mengatasi Overdispersi pada Regresi Poisson," *J. Gantang*, vol. 2, no. 1, pp. 79–87, 2017, doi: [10.31629/jg.v2i1.66](https://doi.org/10.31629/jg.v2i1.66).
- [15] A. R. Nasution, K. Sadik, and A. Rizki, "Perbandingan Kinerja Regresi Conway-Maxwell-Poisson dan Poisson-Tweedie dalam Mengatasi Overdispersi Melalui Data Simulasi," *Xplore J. Stat.*, vol. 11, no. 3, pp. 215–225, 2022, doi: [10.29244/xplore.v11i3.1018](https://doi.org/10.29244/xplore.v11i3.1018).
- [16] W. G. Cochran and G. W. Snedecor, *Statistical Methods*, 8th ed. Ames, 1989, doi: [10.1016/B978-0-12-823043-5.00015-1](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823043-5.00015-1).
- [17] R. Shier, "Statistics: 1.4 Chi-squared goodness of fit test Example: The Poisson Distribution," vol. 75, pp. 1–2, 2004. [Online]. Available: <https://www.statstutor.ac.uk/resources/uploaded/chi-square-goodness-of-fit.pdf>.
- [18] National Institute of Standards and Technology, "e-Handbook of Statistical Methods," U.S. Department of Commerce. Accessed: Nov. 09, 2024. [Online]. Available: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>.
- [19] A. Agresti, *An Introduction to Categorical Data Analysis*, 3rd ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2019.
- [20] J. M. Hilbe, *Negative Binomial Regression*, 2nd ed. New York: Cambridge University Press, 2011. [Online]. Available: www.cambridge.org/9780521198158.
- [21] D. C. Montgomery and G. C. Runger, *Applied Statistics and Probability for Engineers*, 7th ed. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2018.
- [22] A. Agresti, *Categorical Data Analysis*, 3rd ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2013.
- [23] P. McCullagh and J. A. Nelder, *Generalized Linear Models*, 2nd ed. New York: Chapman and Hall, 1998.
- [24] D. W. Hosmer and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression*, 2nd ed. Danvers, MA: John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [25] B. West, K. Welch, and A. Galecki, *Linear Mixed Models: A Practical Guide Using Statistical Software*, 2nd ed. Ann Arbor, MI: CRC Press, 2014, doi: [10.1201/b17198-2](https://doi.org/10.1201/b17198-2).
- [26] K. A. Palinoan, "Pemodelan Regresi Binomial Negatif Menggunakan Estimator Jackknife Negative Binomial Ridge Regression Pada Data Angka Kematian Bayi Provinsi Sulawesi Selatan," *BASIS J. Ilm. Mat.*, vol. 3, no. April, pp. 1–8, 2023.
- [27] E. Frankenberg, "The effects of access to health care on infant mortality in Indonesia," *Health Transit. Rev.*, vol. 5, no. 2, pp. 143–163, 1995.
- [28] A. I. Yasril *et al.*, "Penerapan Analisis Jalur (Path Analysis) Pada Faktor Yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi Di Sumatera Barat," *J. Endur.*, vol. 6, no. 2, pp. 236–249, 2022, doi: [10.22216/jen.v6i2.189](https://doi.org/10.22216/jen.v6i2.189).
- [29] P. Rukmono, A. Anggunan, A. Pinili, and K. D. P. Madienda, "Hubungan Antara Asfiksia dengan Kematian Neonatal di RSUD Dr. H. Abdoel Moeloek Bandar Lampung," *MAHESA Malahayati Health Student J.*, vol. 2, no. 3, pp. 428–437, 2022, doi: [10.33024/mahesa.v2i3.4059](https://doi.org/10.33024/mahesa.v2i3.4059).