

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Secara global, dari tahun 2000 hingga 2017, Angka Kematian Ibu mengalami penurunan sebesar 38% sedangkan Angka Kematian Bayi mengalami penurunan sebesar 51% (United Nations Inter-Agency Group for Child Mortality Estimation (UNIGME), 2018). Menurut World Health Organization (WHO) dan United Nations Population Fund (UNFPA) (2021), terdapat 810 perempuan meninggal karena komplikasi kehamilan dan melahirkan per hari yang mayoritas terjadi di negara berpenghasilan rendah dan menengah. Selain itu, terdapat 24,1 kematian per 1000 kelahiran hidup di antara negara-negara berpenghasilan menengah ke bawah dan rendah di Asia-Pasifik (Organization for Economic Co-operation and Development (OECD) & WHO, 2022).

*Sustainable Development Goals* (SDGs) sebagai agenda negara-negara di dunia dalam mewujudkan perdamaian dan kemakmuran manusia yang di dalamnya mencakup 17 tujuan. Poin ketiga dari SDGs, yaitu "*Good Health and Well-being*" bertujuan untuk memastikan kehidupan sehat dan meningkatkan kesejahteraan bagi semua orang di berbagai usia (United Nations Development Programme (UNDP), 2015). Indikator pada poin ini mencakup berbagai aspek, seperti menurunkan angka kematian ibu, mengakhiri kematian bayi baru lahir yang dapat dicegah, serta memperkuat akses ke layanan kesehatan yang berkualitas. Salah satu fokus utamanya adalah menurunkan Angka Kematian Ibu hingga kurang dari 70 per 100.000 kelahiran hidup dan menurunkan Angka Kematian Bayi baru lahir hingga kurang dari 12 per 1.000 kelahiran hidup (WHO, 2015). Pada tahun 2020, Indonesia melaporkan Angka Kematian Ibu (AKI) sebesar 189 per 100.000 kelahiran hidup dan Angka Kematian Bayi (AKB) sebesar 16,85 per 1.000 kelahiran hidup (Kemenkes, 2022). Berdasarkan nilai tersebut, Indonesia belum memenuhi target global yang ditetapkan oleh WHO melalui SDGs.

Kematian ibu didefinisikan sebagai kematian seorang wanita selama kehamilan atau dalam waktu 42 hari setelah terminasi kehamilan (nifas), terlepas dari durasi, lokasi, dan penanganan kehamilan, karena penyebab langsung dan tidak

langsung, namun tidak termasuk penyebab yang bersifat kebetulan atau insidental (WHO, 2012). Di Indonesia, sekitar 60% kematian ibu terjadi pada masa nifas dimana 50% kematian terjadi pada 24 jam pertama, terutama 6 jam pertama yang disebabkan oleh komplikasi masa nifas, perdarahan persalinan, eklamsia, infeksi, mastitis dan *postpartum blues* (Saputri, 2020). Baharuddin dkk. (2019) menunjukkan bahwa 75 dari 90 kematian ibu di 11 rumah sakit disebabkan oleh penyebab langsung, dengan preeklamsia dan eklampsia menjadi penyebab utama. Syairaji dkk. (2024) menyatakan bahwa 29% kematian ibu di Indonesia disebabkan oleh penyebab tidak langsung, di mana komplikasi dari penyakit yang berkaitan dengan gangguan metabolisme menjadi penyebab terbesar.

Kematian bayi merupakan kematian yang terjadi pada saat bayi lahir hingga berusia kurang dari satu tahun (CDC, 2024). Penyebab dari kematian bayi dibagi menjadi dua kategori, yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen disebabkan oleh faktor-faktor yang telah ada sejak masa kelahiran dan dipengaruhi oleh kondisi orang tua pada fase konsepsi. Kematian bayi eksogen disebabkan oleh variasi yang berkaitan dengan faktor lingkungan eksternal (Tarigan dkk., 2017). Di Indonesia, sebanyak 73% bayi menderita penyakit fatal dan hanya 24 dari 115 bayi yang keluar dari rumah sakit dalam kondisi sehat (Deviany dkk., 2022; Kalter dkk., 2023)

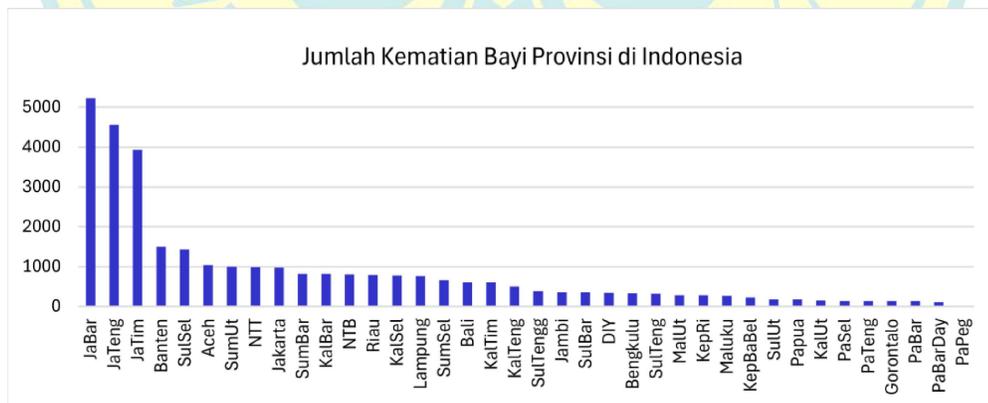
Percepatan penurunan AKI dan AKB diperlukan untuk mencapai target SDGs ketiga “*Good Health and Well-being*” (Stanton dkk., 2018). Beberapa upaya sudah dilakukan untuk menangani permasalahan ini, diantaranya program kesehatan pemerintah di Indonesia, yaitu *Expanding Maternal and Neonatal Survival* (EMAS) (Hyre dkk., 2019; Pedrana dkk., 2019). Program EMAS mulai dilaksanakan di enam provinsi Indonesia dengan Angka Kematian Ibu dan Angka Kematian Bayi tertinggi pada tahun 2012 dan berakhir pada 2016. Secara keseluruhan, program ini berhasil menurunkan Angka Kematian Ibu dan Angka Kematian Bayi (Ahmed dkk., 2019). Sayangnya, setelah program tersebut berakhir, masih terdapat provinsi yang belum memenuhi target SDGs ketiga salah satunya Provinsi Jawa Barat. Peningkatan ketepatan waktu dan kualitas perawatan yang diberikan kepada ibu hamil, bersalin, dan nifas serta neonatal, baik rutin maupun darurat, serta memastikan akses yang merata bagi semua wanita dan bayi baru lahir

akan menjadi faktor kunci dalam mencapai keberhasilan (Ahmed & Fullerton, 2019). Chou dkk. (2019) menyatakan bahwa akan terjadi penurunan sebesar 28% pada kematian ibu, 28% pada kematian neonatal, dan 22% kematian lahir mati jika dilakukan peningkatan kualitas kesehatan.

Provinsi Jawa Barat merupakan provinsi dengan Angka Kematian Ibu dan Angka Kematian Bayi terbesar di Pulau Jawa. Berdasarkan publikasi “Laporan Sensus Penduduk Tahun 2020”, Angka Kematian Ibu (AKI) sebesar 187 per 100.000 kelahiran hidup dan Angka Kematian Bayi (AKB) sebesar 13,56 per 1.000 kelahiran hidup (BPS & UNFPA, 2023). Berdasarkan Gambar 1.1 dan 1.2, provinsi dengan jumlah kematian ibu dan jumlah kematian bayi terbesar di Indonesia adalah Provinsi Jawa Barat (BPS, 2023).



**Gambar 1. 1** Grafik Jumlah Kematian Ibu tiap Provinsi di Indonesia Tahun 2023



**Gambar 1. 2** Grafik Jumlah Kematian Bayi tiap Provinsi di Indonesia Tahun 2023

Sumber Data: Dinkes Jabar, 2023

Pada tahun 2023, jumlah kematian ibu nifas di Provinsi Jawa Barat sebanyak 484 kasus, sedangkan jumlah kematian bayi sebesar 5.234 kasus. Keduanya mengalami kenaikan masing-masing sekitar 42% dan 15% dibandingkan tahun 2022 (Dinkes Jabar, 2023; Dinkes Jabar, 2024). Tingginya jumlah kematian ibu nifas dan bayi di Provinsi Jawa Barat mendorong perlunya penelitian berkelanjutan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi kematian ibu nifas dan bayi.

Data jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi termasuk dalam kategori data cacah (*count*). Data cacah adalah data yang memiliki nilai bilangan bulat non-negatif (0, 1, 2, ...) yang merepresentasikan jumlah kejadian suatu peristiwa dalam periode waktu tertentu yang konstan, dimana secara teoritis nilainya dapat berkisar dari nol hingga tak terhingga, namun dalam praktiknya terbatas pada nilai maksimum tertentu yang dimodelkan (Coxe dkk., 2009; Hilbe, 2014; Tüzen & Erbaş, 2018). Data cacah yang tidak dapat bernilai negatif secara alami bersifat *positively skewed* dengan proporsi nol yang tinggi, sehingga sulit dianalisis. Karena cenderung tidak terdistribusi normal, terutama pada variabel dependen yang jarang terjadi (*sparse*), data ini tidak cocok dimodelkan menggunakan distribusi normal (Winkelmann, 2008; Cameron & Trivedi, 2013). Penggunaan regresi linear klasik tanpa transformasi data dapat melanggar asumsi homoskedastisitas, normalitas, dan linearitas, sehingga menghasilkan estimasi parameter yang bias, tidak efisien, dan tidak efektif. (Afifi dkk., 2007; Zamani & Ismail, 2014). Dalam mengatasi masalah tersebut, Nelder & Wedderburn (1972) mengembangkan sebuah model yang disebut dengan *Generalized Linear Model* (GLM). Model ini memungkinkan pemodelan berbagai jenis data dalam keluarga eksponensial secara probabilistik dan memberikan hasil yang baik untuk fenomena dengan satu variabel cacah pada regresi (McCullagh & Nelder, 1989; Souza dkk., 2018).

Regresi Poisson merupakan salah satu model regresi dalam *Generalized Linear Model* (GLM) yang dirancang untuk memodelkan data cacah (Agresti, 2019). Metode ini banyak digunakan untuk memodelkan data cacah dengan variabel dependen merepresentasikan jumlah kejadian suatu peristiwa tertentu (McCullagh & Nelder, 1989; Warner, 2015; Santi dkk., 2021). Sebagai bagian dari GLM, regresi Poisson menggunakan fungsi penghubung (*link function*) logaritma

untuk menghubungkan rata-rata kejadian dengan kombinasi linear dari variabel prediktor (Dobson & Barnett, 2008). Distribusi Poisson yang menggambarkan distribusi dari eror pada data menjadi dasar dalam penggunaan regresi Poisson (Coxe dkk., 2009). Karakteristik dari distribusi Poisson adalah nilai *mean* dan variansnya sama atau disebut dengan equidisersi (Hilbe, 2014).

Dalam praktiknya, karakteristik equidisersi sulit untuk terpenuhi. Overdispersi memiliki nilai varians amatan lebih besar dari nilai varians harapan (Hilbe, 2014). Secara umum, overdispersi disebabkan oleh pengumpulan dan agregasi data, heteroginitas antar pengamatan, *outlier*, dan *excess zero* (Mouatassim & Ezzahid, 2012; Handayani dkk., 2021). Overdispersi pada data dapat menyebabkan penduga yang bias dan *standard error* yang keliru, sehingga memengaruhi pemilihan, interpretasi, dan prediksi model (Corsini & Viroli, 2022). Dalam kondisi ini, penggunaan regresi Poisson dapat menghasilkan kesimpulan yang tidak valid (McCullagh & Nelder, 1989). Beberapa model dapat digunakan untuk mengatasi masalah overdispersi, yaitu *Generalized Poisson Regression* (Handayani dkk., 2022), *Negative Binomial Regression* (Handayani dkk., 2021; Santi & Rahayuningsih, 2023), *Quasi-Poisson Regression* (Hartono dkk., 2021).

*Generalized Poisson Regression* (GPR) dikembangkan oleh Consul & Famoye (1992) berdasarkan studi mengenai *Generalized Poisson Distribution* (GPD) oleh Consul & Jain (1973) yang menambahkan parameter dispersi  $\tau$  untuk memperoleh ketepatan dalam pendugaan parameter regresi. Model ini termasuk dalam *Generalized Linear Model* (GLM) dimana variabel dependen tidak harus mengikuti distribusi normal dan varians untuk uji hipotesis tidak harus bersifat konstan (Famoye, 1993). Famoye dkk. (2004) dalam penelitiannya membuktikan bahwa GPR lebih baik dalam memodelkan data cacah dibandingkan dengan model regresi Poisson standar. Penerapan *Generalized Poisson Regression* untuk menangani overdispersi diantaranya dilakukan oleh Ibeji dkk. (2020) pada tingkat kesuburan perempuan di Nigeria, Handayani dkk. (2022) pada tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Timur, dan Farisa dkk. (2023) pada jumlah pneumonia pada balita di Provinsi Jawa Timur.

Dalam menganalisis dua variabel dependen cacah yang saling berkorelasi, digunakan pengembangan dari *Generalized Linear Model* (GLM), yaitu

*Multivariate Generalized Linear Model* (MGLM) (Santi dkk., 2023). Salah satu model yang termasuk dalam MGLM adalah *Bivariate Poisson Distribution* (Karlis & Ntzoufras, 2005). Model ini dapat menduga korelasi antara dua variabel berpasangan dan koefisien regresi secara simultan, tanpa perlu menyesuaikan model untuk masing-masing dari dua variabel dependen yang sedang dimodelkan (Zamani dkk., 2016). Model ini dibangun menggunakan *trivariate reduction* dengan menggabungkan variabel acak prediktor menggunakan bentuk fungsional tertentu sehingga menghasilkan distribusi marginal dengan sifat spesifik dan struktur korelasi tertentu (Kocherlakota & Kocherlakota, 1992; Vernic, 1997; Chesneau dkk., 2015). Selanjutnya, Lakshminarayana dkk. (1999) mengembangkan *Bivariate Poisson Distribution* dengan pendekatan *multiplicative factor parameter* untuk melengkapi penelitian Teicher (1954) dan Holgate (1964) serta mengatasi penggunaan yang hanya terbatas pada korelasi positif. Pengembangan ini memungkinkan pemilihan parameter dependensi yang tepat, sehingga model dapat diterapkan pada data dengan korelasi positif maupun negatif.

Ketika *Bivariate Poisson Distribution* digunakan pada data dengan pelanggaran asumsi *equidispersi*, Famoye & Consul (1995) mengembangkan *Bivariate Generalized Poisson Distribution* yang didasarkan pada penelitian oleh Kocherlakota & Kocherlakota (1992). Selanjutnya, Famoye (2010) mengembangkan kembali *Bivariate Generalized Poisson Distribution* sehingga struktur korelasi lebih fleksibel dibandingkan pengembangan sebelumnya. Famoye (2012) mendefinisikan analisis regresi dalam distribusi tersebut melalui model *Bivariate Generalized Poisson Regression* yang dikembangkan kembali oleh Zamani et al. (2016) dengan beberapa keunggulan. Model ini bersifat *nested* sehingga memungkinkan penerapan uji rasio *likelihood* untuk memilih model terbaik, dapat digunakan untuk data dengan korelasi positif, nol, atau negatif, serta mampu menangani overdispersi maupun underdispersi pada dua variabel dependen. Selain itu, model ini memungkinkan hubungan yang fleksibel antara *mean* dan varians pada kedua variabel dependen.

Penelitian mengenai *Bivariate Generalized Poisson Regression* dilakukan oleh Wardani dkk. (2016) yang menghasilkan penjabaran metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) pada pendugaan parameter dan pendugaan hipotesis.

Model *Bivariate Generalized Poisson Regression* selanjutnya diterapkan oleh Simanjuntak & Puhadi (2017) untuk memodelkan jumlah kasus HIV dan AIDS di Kota Surabaya pada tahun 2013. Penelitian lain dilakukan oleh Shoukri (2024) yang menghasilkan bahwa model *Bivariate Generalized Poisson Distribution* dapat secara efektif menangkap korelasi antara variabel yang mewakili komponen sindrom metabolik pada pasangan suami istri.

Dua variabel dependen yang digunakan didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Obeagu dkk. (2023) bahwa kesehatan bayi berhubungan dengan kesehatan ibu dan karakteristik yang berhubungan dengan kehamilan. Penelitian lain menunjukkan bahwa terdapat korelasi yang kuat dan langsung antara angka kematian ibu dan angka kematian bayi (Viguera Ester dkk., 2011). Kematian bayi berdampak besar pada kesehatan fisik dan psikologis ibu yang berduka (Rostila dkk., 2018). Kondisi ibu yang berduka memiliki dampak jangka panjang yang serius, termasuk risiko gangguan psikologis seperti duka yang rumit, kecemasan, depresi, stres pascatrauma, keinginan bunuh diri, dan gangguan dalam hubungan pernikahan (Burden dkk., 2016; Gold dkk., 2018). Selain itu, ibu yang berduka mengalami peningkatan risiko penyakit kronis termasuk kematian dini, penyakit jantung, diabetes, serta peningkatan atau retensi berat badan secara berlebihan, yang pada akhirnya dapat memengaruhi kehamilan dan kelahiran berikutnya (Kirui & Lister, 2021; Kyriacou dkk., 2022). Kematian ibu pada pertumbuhan bayi sangat meningkatkan risiko kematian bayi akibat berkurangnya pemberian ASI, malnutrisi, dan komplikasi obstetri seperti perdarahan yang menyebabkan asfiksia pada neonatus (Ronsmans dkk., 2010, sebagaimana dikutip dalam Moucheraud dkk., 2015). Berdasarkan penjelasan sebelumnya, penelitian ini akan melakukan analisis pada jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi menggunakan *Bivariate Generalized Poisson Regression* di Provinsi Jawa Barat tahun 2023.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang sudah diuraikan, penelitian ini membahas masalah seperti berikut:

1. Bagaimana penerapan model *Bivariate Generalized Poisson Regression* dalam menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi di Jawa Barat?

2. Apa saja faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi di Jawa Barat berdasarkan *Bivariate Generalized Poisson Regression*?

### 1.3 Batasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Variabel dependen penelitian yang digunakan adalah jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi yang meliputi fase neonatal dan *post neonatal*.
2. Metode pendugaan parameter yang digunakan dalam analisis *Bivariate Generalized Poisson Regression* adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).
3. Penduga *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dari parameter model diperoleh dengan algoritma komputasi *Newton-Raphson*.
4. Korelasi antar variabel dependen bivariat diasumsikan memiliki korelasi linear berbanding lurus (positif).

### 1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengimplementasikan model *Bivariate Generalized Poisson Regression* pada jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat secara simultan.
2. Menganalisis faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian ibu nifas dan jumlah kematian bayi di Provinsi Jawa Barat.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan metode *Bivariate Generalized Poisson Regression* dalam analisis data kesehatan yang kompleks, yang dapat digunakan untuk memetakan risiko kematian ibu nifas dan bayi secara terintegrasi, membantu pemerintah daerah mengalokasikan sumber daya secara lebih efisien, serta mendukung pembuatan kebijakan kesehatan berbasis data yang lebih responsif dan tepat sasaran.