MATHunesa
Jurnal Ilmiah Matematika
e-ISSN : 2716-506X | p-ISSN : 2301-9115

Volume 13 No 3
Tahun 2025

PEMODELAN JUMLAH SUSPEK CAMPAK DI JAWA BARAT MENGGUNAKAN MODEL REGRESI QUASI POISSON

Dimas Abi Prasetyo
Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia
e-mail : dimasabi.21021@mhs.unesa.ac.id

A'yunin Sofro*
Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia
e-mail : ayuninsofro@unesa.ac.id

Abstrak

Campak merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh virus campak golongan *Paramyxovirrus* yang dapat menyebabkan kematian. Indonesia termasuk salah satu dari 10 negara dengan jumlah kasus campak tertinggi di dunia pada tahun 2022 dan mengalami peningkatan drastis pada 2023. Diantara seluruh provinsi di Indonesia, Jawa Barat menjadi provinsi dengan jumlah temuan kasus campak dan suspek campak tertinggi pada tahun 2023. Penemuan suspek campak sendiri merupakan strategi surveilans dalam menangani kejadian campak. Hubungan antara jumlah suspek campak di Jawa Barat yang merupakan data count dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya dapat dianalisa menggunakan analisis regresi salah satunya dengan menggunakan model regresi Poisson. Akan tetapi model regresi Poisson yang diperoleh pada penelitian ini tidak memenuhi asumsi equidispersi, sehingga signifikansi parameter dinilai tidak akurat dan tidak dapat dipercaya. Sebagai alternatif dalam menangani tidak terpenuhinya asumsi equidispersi pada model regresi Poisson, dilakukan pemodelan regresi Quasi Poisson. Menurut model regresi Quasi Poisson yang diperoleh pada penelitian ini, faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023 adalah jumlah balita kekurangan gizi.
Kata Kunci: campak, regresi Poisson, regresi Quasi Poisson.

Abstract

Measles is an infectious disease caused by the Paramyxovirrus virus, which can be fatal. Indonesia is one of the 10 countries with the highest number of measles cases in the world in 2022 and experienced a drastic increase in 2023. Among all provinces in Indonesia, West Java was the province with the highest number of measles cases and suspected measles cases in 2023. The discovery of suspected measles itself is a surveillance strategy in dealing with measles incidents. The relationship between the number of measles suspects in West Java, which is count data, and the factors suspected of influencing it can be analyzed using regression analysis, one of which is the Poisson regression model. However, the Poisson regression model obtained in this study does not meet the equidispersion assumption, so the parameter significance is considered inaccurate and unreliable. As an alternative to addressing the non-fulfillment of the equidispersion assumption in the Poisson regression model, Quasi-Poisson regression modeling was conducted. ccording to the Quasi Poisson regression model obtained in this study, the factors influencing the number of measles suspects in West Java in 2023 are the number of malnourished toddlers.
Keywords: *measles, Poisson regression, Quasi Poisson regression.*

PENDAHULUAN

Morbili atau Maesles yang lebih dikenal sebagai penyakit campak merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus campak golongan *Paramyxovirrus*. Virus campak menyebar melalui droplet atau partikel aerosol yang mula-mula menginfeksi limfosit, sel dendritik, serta makrofag alveolar di saluran pernapasan (Maryati Sutarno & Noka Ayu Putri Liana, 2019). Campak merupakan penyakit yang sangat berbahaya dimana penyakit ini dapat menyebabkan komplikasi, kerusakan organ tubuh dan otak, kelumpuhan dan kematian (Pinastawa et al., 2021). Penyakit ini umumnya menyerang anak umur di bawah lima tahun (balita) akan tetapi campak dapat menyerang semua kalangan umur.

Indonesia termasuk salah satu dari 10 negara dengan jumlah kasus campak tertinggi di dunia, dengan total 3.341 kasus yang tercatat sepanjang tahun 2022 (Sodjinou et al., 2022). Pada tahun 2023, angka suspek campak di Indonesia meningkat drastis dibanding dengan 3 tahun sebelumnya, dengan jumlah suspek sebanyak 39.360 kasus (Kemenkes RI, 2024). Suspek campak sendiri adalah setiap kasus dengan gejala minimal demam dan ruam, kecuali yang sudah terbukti disebabkan oleh penyakit lain secara laboratorium. Dalam menangani fenomena penyakit campak, penemuan suspek campak menjadi hal yang memerlukan perhatian khusus. Menurut kemenkes, penemuan suspek campak merupakan salah satu strategi surveilans untuk menemukan kasus campak lebih dini untuk menghindari terjadinya komplikasi dan kematian. Diantara seluruh provinsi di Indonesia, Provinsi Jawa Barat menjadi provinsi dengan kasus campak terbanyak pada tahun 2023 dengan jumlah kasus positif sebanyak 3.222 kasus dan suspek campak sabanyak 7.710 kasus (Kemenkes RI, 2024).

Menurut penelitian-penelitian terdahulu, terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi kejadian campak. Ruliana, dkk. (2016) menyatakan bahwa jumlah imunisasi campak, jumlah puskesmas dan jumlah keluarga miskin memiliki pengaruh yang signifikan terhadap jumlah kasus campak di Kota Semarang. Faktor lain yang berpengaruh signifikan terhadap kejadian campak adalah kekurangan gizi dan kondisi fisik rumah meliputi pencahayaan, luas ventilasi, dan kepadatan hunian (Marasi, dkk. 2025). Selain itu, edukasi menjadi hal yang penting dalam kejadian campak dimana pengetahuan ibu yang memadai akan pentingnya imunisasi campak memiliki pengaruh signifikan dalam kejadian campak di berbagai wilayah di Indonesia (Riantina, dkk., 2004).

Faktor-faktor yang ditemukan memiliki pengaruh signifikan terhadap kejadian campak pada penelitian-penelitian sebelumnya belum tentu memiliki pengaruh yang sama terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023. Selain itu, tidak menutup kemungkinan adanya faktor lain yang belum ditemukan sebelumnya seperti standar dalam pengolahan pangan. Kehigienisan dalam pengolahan pangan menjadi hal yang perlu diperhatikan untuk mencegah terjadinya kontaminasi pangan (Sitohang, 2021). Mengingat penularan virus campak yang dapat terjadi melalui droplet yang disebarkan oleh penderita, faktor higienis pangan menjadi hal yang patut diperhatikan. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut untuk mengamati faktor apa yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023.

Fenomena jumlah suspek campak di Jawa Barat yang dimana data jumlah suspek campak merupakan data diskrit dapat diamati dengan analisis regresi, yaitu regresi Poisson. Regresi Poisson merupakan model regresi yang digunakan untuk mengamati korelasi antara variabel respon berbentuk data diskrit (*count data)* dengan variabel prediktor baik yang bersifat diskrit, kontinu, maupun kombinasi keduanya (Saffari et al., 2012). Model regresi Poisson mengasumsikan nilai varians yang sama dengan nilai rata-rata yang biasa disebut dengan equidispersi. Namun asumsi tersebut kerap tidak terpenuhi dikarenakan nilai varians yang tidak sama dengan nilai rata-rata. Kondisi dimana diperoleh varians yang lebih kecil dari rata-rata disebut underdispersi, sedangkan varians yang lebih besar disebut overdispersi.

Tidak terpenuhinya asumsi equidispersi membuat regresi Poisson kurang tepat digunakan, karena menghasilkan standard error yang kurang sesuai dan berdampak pada kurang tepatnya signifikansi parameter yang dihasilkan. Oleh karena itu, diperlukan alternatif lain ketika asumsi equidispersi pada model regresi Poisson tidak terpenuhi, salah satunya adalah dengan menggunakan model regresi Quasi Poisson. Sebagai pembeda, model regresi Quasi Poisson memiliki parameter dispersi yang mempengaruhi varians data sehingga memungkinkan untuk nilai varians yang lebih besar atau lebih kecil dari nilai rata-rata (Green, 2021). Model regresi Quasi Poisson menghasilkan estimasi parameter yang sama dengan model regresi Poisson, namun dengan adanya parameter dispersi ini dapat memperbaiki standard error sehingga diperoleh signifikansi parameter yang lebih akurat.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini bertujuan untuk mengamati faktor apa sajakah yang memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat pada tahun 2023 dengan menerapkan analisis regresi.

KAJIAN TEORI

MULTIKOLINEARITAS

Multikonlinearitas merupakan kondisi ketika suatu variabel prediktor memiliki korelasi yang tinggi terhadap variabel prediktor yang lain.

Multikolinearitas berpengaruh kuat terhadap pengurangan kekuatan dari prediksi yang dihasilkan oleh suatu variabel prediktor.

Keberadaan kasus multikoliearitas pada suatu variabel prediktor dapat dideteksi melalui uji multikolinearitas dengan mengamati nilai *variance inflation factor* (VIF) (Dean & Hocking, 1997). Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

H_0 : Tidak terjadi multikolinearitas

H_1 : Terjadi multikolinearitas

Sementara itu, nilai VIF dapat diperoleh melalui persamaan berikut:

$$\mathrm{VIF}_j = \frac{1}{1-R_j^2}, \text{ untuk } j = 1,2,\dots,k. \qquad (1)$$

Dengan VIF_j merupakan nilai VIF variabel prediktor ke-j dan R_j^2 merupakan koefisien determinasi dari variabel prediktor ke-j dengan variabel prediktor lainnya dan *k* merupakan jumlah variabel prediktor.

Kriteria pengujian yang digunakan ialah suatu variabel prediktor dikatakan mengalami multikolinearitas ketika variabel tersebut memiliki nilai VIF ≥ 10.

REGRESI POISSON

Regresi Poisson merupakan model regresi nonlinear yang digunakan untuk menganalisis count data dimana variabel respon mengikuti distribusi poisson dan termasuk dalam model *Generalized Linear Model* (GLM) (Agresti, 2015). Regresi Poisson menggambarkan hubungan antara variabel respon berupa data diskrit yang mengikuti distribusi Poisson dengan variabel prediktor yang dapat berupa data diskrit maupun kontinu. Model regresi Poisson memiliki bentuk umum sebagai berikut:

$$\mu_i = \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$$
$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p) \qquad (2)$$

Dimana $\boldsymbol{x_i}$ adalah vektor berisikan variabel-variabel prediktor ke-i, $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor berisikan parameter regresi, dengan i=1,2,…,n, dimana n adalah jumlah pengamatan dan p adalah jumlah variabel prediktor.

Model regresi Poisson didapatkan dari distribusi Poisson dengan mendefinisikan parameter μ_i dengan $\mu_i > 0$ dan y_i sebagai komponen acak dan fungsi probabilitas dari distribusi Poisson sebagai berikut:

$$P(y_i) = \frac{\mu_i^{y_i} e^{-\mu_i}}{y_i!} \qquad (3)$$

a. Estimasi Parameter

Model regresi Poisson disusun oleh parameter regresi yang diperoleh melalui metode *Maximum Likelihood Estimation*. Metode ini dilakukan dengan memaksimumkan fungsi ln likelihood yang diperoleh dari fungsi probabilitas model regresi Poisson. Dari fungsi distribusi pada persamaan (3) diperoleh fungsi ln likelihood sebagai berikut:

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \ln \prod_{i=1}^{n} P(y_i)$$
$$= \sum_{i=1}^{n} y_i \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) - \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) - \ln\ (y_i!) \quad (4)$$

Estimasi parameter β_j dapat diperoleh dengan menurunkan fungsi ln likelihood regresi Poisson terhadap parameter β sehingga diperoleh:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^{n} y_i x_i - \sum_{i=1}^{n} x_i \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) = 0 \qquad (5)$$

Untuk memperoleh hasil estimasi yang konvergen, dilakukan iterasi numerik menggunakan iterasi newton raphson terhadap persamaan diatas.

b. Uji Signifikansi Parameter Simultan

Untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor secara serentak terhadap variabel respon, dilakukan uji signifikansi parameter simultan. Adapun uji signifikansi parameter secara simultan pada model regresi Poisson dilakukan menggunakan *Likelihood Ratio Test* (Agresti, 2015). Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_j = 0$

H_1 : Setidaknya terdapat satu $\beta_j \neq 0$

Statistik uji yang digunakan pada *Likelihood Ratio Test* ialah uji *G* yang menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$G = -2 \ln\left(\frac{L(1)}{L(2)}\right) = -2[\ln L(1) - \ln L(2)] \qquad (6)$$

Dengan L(1) merupakan nilai maksimum likelihood untuk model tanpa melibatkan variabel prediktor, sementara L(2) merupakan nilai maksimum likelihood untuk model dengan melibatkan variabel prediktor. Kriteria uji yang digunakan ialah diperoleh keputusan tolak H_0 ketika diperoleh $G > X_{a,p}^2$ atau $\mathrm{p_{value}} < a$, yang berarti variabel prediktor secara serentak memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

c. Uji Signifikansi Parameter Parsial

Untuk mengetahui pengaruh masing-masing variabel prediktor terhadap variabel respon, dilakukan uji signifikansi parameter parsial. Adapun uji signifikansi parameter secara parsial pada model regresi Poisson dilakukan menggunakan Uji Wald (Hosmer & Lemeshow, 2000). Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_1 : \beta_j \neq 0$

Adapun statistik uji Wald dinyatakan debagai berikut:

$$W_j = \left(\frac{\beta_j}{SE(\beta_j)}\right)^2 \quad (7)$$

Dimana $SE(\beta_j) = \sqrt{\frac{Var(\beta_j)}{n}}$ merupakan standard error dari estimasi parameter β_j, dengan n adalah banyak data. Kriteria uji yang digunakan ialah diperoleh keputusan tolak H_0 ketika diperoleh $G > |W_j| > X^2_{\alpha,(1)}$ atau $p_{\text{value}} < a$, yang berarti variabel prediktor memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

UJI DISPERSI

Model regresi Poisson mengasumsikan mean $(E(y_i) = \mu_i)$ memiliki nilai yang sama dengan varians $(\text{var}(y_i))$ atau yang dikenal sebagai kondisi equidispersi.Namun kenyataannya pada beberapa kasus ditemui nilai varians yang tidak sama dengan mean dalam yang berarti asumsi equidispersi tidak terpenuhi. Untuk mengamati apakah asumsi equidispesi pada model regresi poisson terpenuhi atau tidak, dilakukan uji dispersi dengan mengamati parameter dispersinya (Φ). Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

$H_0 : \Phi = 1$

$H_1 : \Phi \neq 0$

Uji statistik dilakukan dengan mengamati nilai dispersi yang dapat diperoleh dengan membagi *Pearson Chi Square* dengan derajat bebasnya (Hilbe, 2012):

$$\Phi = \frac{X^2}{\text{derajat bebas}} = \frac{X^2}{n-p} \quad (8)$$

Dimana n merupakan jumlah pengamatan dan p adalah jumlah variabel prediktor dengan $\boldsymbol{X^2} = \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_i-\mu_i)}{\mu_i}$. Kriteria uji yang digunakan adalah diperoleh keputusan tolak $\boldsymbol{H_0}$ ketika diperoleh $\boldsymbol{\Phi} \neq \boldsymbol{1}$ yang berarti asumsi equidispersi pada model regresi Poisson tidak terpenuhi.

REGRESI QUASI POISSON

Model regresi Quasi Poisson merupakan salah satu alternatif dalam menangani tidak terpenuhinya asumsi equidispersi pada model regresi Poisson dengan memperbaiki standard (Ver Hoef & Boveng, 2007)). Sebagai pembeda, model regresi Quasi Poisson memiliki parameter dispersi yang memungkinkan perhitungan standar error menjadi lebih sesuai atau akurat dengan kondisi variasi data yang dimiliki. Model regresi Quasi Poisson memiliki bentuk umum yang sama dengan model regresi Poisson, yaitu:

$$\mu_i = \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$$

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p) \quad (9)$$

Pada model regresi Quasi Poisson rata-rata dan variansnya dinyatakan dengan $E(y_i) = \mu_i$ dan $\text{var}(y_i) = \Phi\mu_i$. Variabel respon pada model regresi Quasi Poisson diasumsikan mengikuti distribusi keluarga eksponensial. Adapun fungsi distribusi keluarga eksponensial dengan melibatkan Φ sebagai parameter dispersi dinyatakan sebagai berikut:

$$f(y_i; \Theta_i, \Phi) = \exp\left(\frac{y_i\Theta_i - b(\Theta_i)}{\Phi} + c(y_i, \Phi)\right) \quad (10)$$

Dimana Θ_i merupakan parameter kanonik yang merupakan fungsi dari $\mu_i, \Theta_i = g(\mu_i)$ dengan $\mu_i = \exp(\boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$ dan $b(\Theta_i)$ merupakan fungsi kumulatif yang menghubungkan parameter kanonik (Θ_i) dengan rata-rata (μ_i).

a. Estimasi Parameter

Model Regresi Quasi Poisson tidak memiliki fungsi distribusi tertentu, melainkan hanya fungsi distribusi umum keluarga eksponensial sehingga estimasi parameter tidak dilakukan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* melainkan menggunakan *Quasi Likelihood Estimation*. Fungsi *Quasi Likelihood* dibentuk dengan cara yang sama seperti fungsi likelihood pada umumnya yaitu dengan fungsi probabilitas umum dari keluarga eksponensial (McCullagh & Nelder, 1989). Adapun fungsi *ln likelihood* untuk estimasi parameter regresi Quasi Poisson seperti yang telah dinyatakan dengan:

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{y_i\theta_i - b(\theta_i)}{\Phi} + \sum_{i=1}^{n} c(y_i, \Phi) \quad (11)$$

Parameter regresi β diperoleh dengan menurunkan fungsi *ln likelihood* pada persamaan diatas terhadap μ sehingga diperoleh:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \mu_i} = \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_i - \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta}))}{\Phi \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta})} \quad (12)$$

Untuk memperoleh hasil estimasi yang konvergen, dilakukan iterasi numerik menggunakan *Iterative Weighted Least Square* (IWLS) terhadap persamaan diatas. Sementara parameter dispersi (Φ) diperoleh mmelalui persamaan:

$$\widehat{\Phi} = \frac{x^2_{(n-p)}}{n-p} \tag{13}$$

Dimana x^2 adalah hasil uji statistik Pearson Chi-Square, dengan n adalah banyaknya pengamatan yang dilakukan dan p adalah banyak variable prediktor.

b. Uji Signifikansi Parameter Simultan

Uji signifikansi parameter secara simultan pada model regresi Quasi Poisson dilakukan menggunakan statistik uji F. Uji F dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel-variabel prediktor secara bersamaan terhadap variabel respon (Widarjono, 2010). Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_j = 0$

H_1 : Setidaknya terdapat satu $\beta_j \neq 0$

Statistik uji yang digunakan pada statistik uji F menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\mathrm{F} = \frac{\mathrm{MSR}}{\mathrm{MSE}} \tag{14}$$

Dimana MSE adalah *Mean Square Regression* dan MSE adalah *Mean Square Error*. Kriteria uji yang digunakan ialah diperoleh keputusan tolak H_0 ketika diperoleh $\mathrm{F_{hitung}} > \mathrm{F}_{\alpha;p;n-p-1}$ atau $\mathrm{p_{value}} < \alpha$, yang berarti variabel prediktor secara serentak memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

c. Uji Signifikansi Parameter Parsial

Untuk mengetahui pengaruh masing-masing variabel prediktor terhadap variabel respon, dilakukan uji signifikansi parameter parsial. Adapun uji signifikansi parameter secara parsial pada model regresi Quasi Poisson dilakukan menggunakan Uji Wald (Hosmer & Lemeshow, 2000). Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_1 : \beta_j \neq 0$

Adapun statistik uji Wald dinyatakan debagai berikut:

$$W_j = \left(\frac{\beta_j}{SE(\beta_j)}\right)^2 \tag{15}$$

Dimana $SE(\beta_j) = \sqrt{\frac{Var(\beta_j)}{n}}$ merupakan standard error dari estimasi parameter β_j, dengan n adalah banyak data. Kriteria uji yang digunakan ialah diperoleh keputusan tolak H_0 ketika diperoleh $G >$ $|W_j| > X^2_{\alpha,(1)}$ atau $\mathrm{p_{value}} < \alpha$, yang berarti variabel prediktor memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

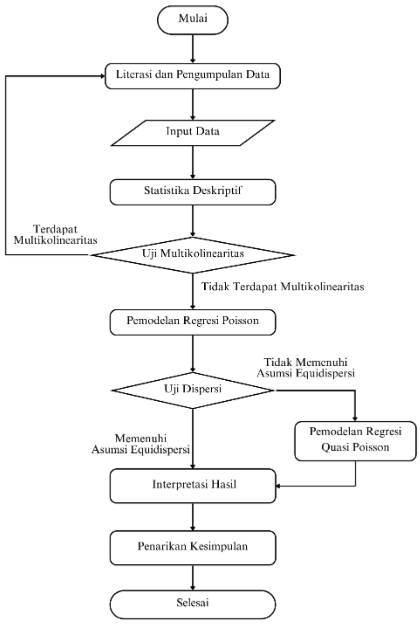
METODE PENELITIAN

JENIS DAN SUMBER DATA

Penelitian kali ini merupakan penelitian kuantitatif dengan literatur terkait yang mendukung diambil dari studi-studi literatur melalui jurnal, artikel dan buku-buku referensi. Penelitian ini menggunakan data sekunder berasal dari Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat Tahun 2023 dan Provinsi Jawa Barat Dalam Angka 2024. Adapun subjek penelitian kali ini yaitu individu dari 27 kabupaten/kota di Jawa Barat yang diamati dalam kurun waktu satu tahun pada tahun 2023.

TAHAPAN PENELITIAN

Tahapan penelitian ini dijelaskan dengan diagram alur penelitian sebagai berikut:



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

STATISTIK DESKRIPTIF

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang dari yang dipublikasi Profil Kesehatan Provinsi Jawa Barat Tahun 2023 dan Provinsi Jawa Barat Dalam Angka 2024 yang memuat data dari 27 kabupaten/kota di Jawa Barat. Adapun data yang diteliti terdiri dari 1 variabel respon dan 5 variabel prediktor. Variabel respon yang diamati yaitu jumlah suspek campak (y) dan variabel prediktor yang diamati meliputi jumlah balita kurang gizi (x_1), jumlah puskesmas (x_2), jumlah tenaga kesehatan lingkungan (x_3), jumlah tenaga kesehatan masyarakat (x_4), dan jumlah tempat pengolahan pangan (TPP) yang terdaftar dan belum memenuhi syarat (x_5).

Agar lebih mudah untuk dipahami, data yang diperoleh disajikan dalam statistika deskriptif sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil Statistika Deskriptif

Variabel	Mean	Min	Max	Std. Deviasi	Varians
y	309,93	**15**	**1.093**	**251,688**	63.346,84
x_1	3.440,19	340	9.332	2.596,052	1.026,96
x_2	40,96	10	101	21,461	8,49
x_3	63,59	24	152	28,018	785,02
x_4	112,70	34	295	56,874	3.234,60
x_5	1.768,52	221	6.756	1.565,279	2.450.100

Dari hasil statistika deskriptif pada tabel 1 dapat terlihat bahwa data kasus campak (y), jumlah balita kekurangan gizi (x_1), jumlah tenaga kesehatan masyarakat (x_4), jumlah tempat pengolahan pangan (TPP) yang terdaftar dan belum memenuhi standar (x_5) memiliki nilai varians yang cukup tinggi, hal ini menandakan bahwa data tersebar secara tidak merata. Sedangkan pada variabel jumlah puskesmas (x_2) dan jumlah tenaga kesehatan lingkungan (x_3) memiliki nilai varians yang cukup rendah yang menandakan data tersebar secara cukup merata. Sementara itu standard nilai standar deviasi menggambarkan simpangan sebagian besar data pada setiap variabel.

UJI MULTIKOLINEARITAS

Sebelum melakukan pemodelan, perlu diamati apakah terdapat multikolinearitas pada setiap variabel prediktor yang diamati.

Tabel 2. Hasil Uji Multikolinearitas

Variabel	Nilai VIF
(x_1)	3,559
(x_2)	8,399
(x_3)	4,232
(x_4)	3,283
(x_5)	1,903

Pada tabel 2 dapat dilihat bahwa setiap variabel prediktor yang diamati tidak ada yang memiliki nilai VIF yang lebih dari 10. Dari hasil yang diperoleh dapat disimpulkan bahwa setiap variabel predictor yang diamati tidak memiliki pengaruh yang kuat terhadap variabel lainnya. Sehingga dapat dinyatakan bahwa tidak terjadi multikoklinearitas pada setiap variabel prediktor dan layak untuk dilakukan analisis lebih lanjut.

MODEL REGRESI POISSON

Untuk mengamati hubungan antara jumlah suspek campak di Jawa Barat dan faktor-faktor yang diduga memiliki pengaruh signifikan dilakukan analisis regresi menggunakan model regresi Poisson. Model regresi Poisson dibangun berdasarkan parameter regresi yang diestimasi dengan *Maximum Likelihood Estimation*. Adapun dari pemodelan yang dilakukan diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Estimasi dan Signifikansi Parameter Regresi Poisson

Parameter	Estimasi	Std. Error	Z_{value}	P_{value}
β_0	4,634646	0,029351	157,91	0,0000
β_1	0,000200	0,000007	28,68	0,0000
β_2	-0,018913	0,001505	-12,57	0,0000
β_3	0,013378	0,000737	18,14	0,0000
β_4	0,004192	0,000370	11,34	0,0000
β_5	-0,000175	0,000009	-19,25	0,0000

Dari hasil yang diperoleh pada tabel 3, dapat disusun model sebagai berikut:

$$\hat{\mu_i} = \exp(4{,}634646 + 0{,}000200\text{x}_1 - 0{,}018913\text{x}_2 + 0{,}013378\text{x}_3 + 0{,}004192\text{x}_4 - 0{,}000175\text{x}_5)$$

Setelah diperoleh model regresi Poisson, dilakukan uji signifikansi parameter secara simultan untuk mengamati apakah terdapat variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Uji signifikansi parameter secara siimultan pada model regresi Poisson dilakukan menggunakan statistik uji G. Adapun dari uji G yang dilakukan diperoleh hasil $\text{G} = 2870{,}1 > X^2_{0,05;5} = 11{,}07$ dan $\text{P}_{\text{value}} = 0{,}00000 < a = 0{,}05$. Hasil ini menunjukkan keputusan tolak H_0 yang berarti bahwa terdapat variabel prediktor yang memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Setelah itu dilakukan uji signifikansi parameter secara parsial menggunakan uji wald guna mengamati apakah setiap variabel prediktor memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon. Adapun berdasarkan hasil signifikansi parameter secara parsial yang tertera pada tabel 3 dapat dilihat bahwa setiap variabel prediktor memiliki $\mathrm{P_{value}} < \alpha$ dengan $\alpha = 0{,}05$. Hasil ini menujukkan keputusan tolak H_0 pada setiap variabel prediktor yang diamati yang berarti menurut model regresi Poisson yang diperoleh, setiap variabel prediktor memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023.

UJI DISPERSI

Model regresi Poisson mengasumsikan nilai mean yang sama dengan nilai varians atau dikenal sebagai kondisi equidispersi. Setelah diperoleh model regresi Poisson, perlu dilakukan uji dispersi guna mengamati apakah model yang diperoleh memenuhi asumsi equidispersi. Tidak terpenuhinya asumsi equidispersi pada model regresi Poisson menyebabkan tidak sesuainya standar error yang digunakan yang berakibat pada kurang tepatnya signifikansi parameter yang diperoleh. Uji dispersi dilakukan dengan mengamati nilai dispersi yang dapat diperoleh melalui persamaan (8).

Tabel 4. Hasil Uji Dispersi

Kriteria Uji	Nilai	DB	Dispersi
Pearson Chi Square	1967,495	21	93,690

Seperti yang tertera pada tabel 4, diperoleh nilai dispersi senilai 93,690. Nilai dispersi yang lebih besar dari 1 ini memberikan pernyataan tolak H_0 yang menandakan terjadinya overdispersi atau tidak terpenuhinya asumsi equidispersi, sehingga hasil signifikansi parameter pada model regresi Poisson yang diperoleh tidak dapat dipercaya.

MODEL REGRESI QUASI POISSON

Untuk mengatasi permasalahan tidak terpenuhinya asumsi equidispersi pada model regresi Poisson yang diperoleh pada penelitian ini digunakan alternatif model regresi Quasi Poisson. Model regresi Quasi Poisson disusun berdasarkan parameter regresi yang diesimasi dengan *Quasi Likelihood Estimation*. Adapun dari pemodelan yang dilakukan diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Estimasi dan Signifikansi Parameter Regresi Quasi Poisson

Parameter	Estimasi	Std. Error	t_{value}	$\mathrm{P_{value}}$
β_0	4,634646	0,284097	16,314	0,0000
β_1	0,000200	0,000067	2,962	0,0074
β_2	-0,018913	0,014567	-1,298	0,2082
β_3	0,013378	0,007138	1,874	0,0749
β_4	0,004192	0,003578	1,172	0,2545
β_5	-0,000175	0,000088	-1,989	0,0599

Dari hasil yang diperoleh pada tabel 4, dapat disusun model sebagai berikut:

$$\widehat{\mu_i} = \exp(4{,}634646 + 0{,}000200\mathrm{x}_1 - 0{,}018913\mathrm{x}_2 + 0{,}013378\mathrm{x}_3 + 0{,}004192\mathrm{x}_4 - 0{,}000175\mathrm{x}_5)$$

Setelah diperoleh model regresi Quasi Poisson, dilakukan uji signifikansi parameter secara simultan untuk mengamati apakah terdapat variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Uji signifikansi parameter secara siimultan pada model regresi Quasi Poisson dilakukan menggunakan statistik uji F. Adapun dari uji F yang dilakukan diperoleh hasil $\mathrm{F} = 7{,}4438 > X^2_{0{,}05;6;20} = 2{,}60$ dan $\mathrm{P_{value}} = 0{,}00037 < \alpha = 0{,}05$. Hasil ini menunjukkan keputusan tolak H_0 yang berarti bahwa terdapat variabel prediktor yang memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Setelah itu dilakukan uji signifikansi parameter secara parsial menggunakan uji wald guna mengamati apakah setiap variabel prediktor memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel respon. Adapun berdasarkan hasil signifikansi parameter secara parsial yang tertera pada tabel 5 dapat dilihat bahwa hanya ada 1 variabel prediktor yang memiliki $\mathrm{P_{value}} < \alpha$ dengan $\alpha = 0{,}05$ yaitu jumlah balita kurang gizi (x_1). Hasil ini menujukkan keputusan tolak H_0 yang berarti menurut model regresi Quasi Poisson yang diperoleh, faktor yang memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023 adalah jumlah balita kurang gizi.

INTERPRETASI HASIL

Dari hasil signifikansi parameter model regresi Quasi Poisson ditemukan bahwa faktor jumlah balita kekurangan gizi yang diwakili oleh variabel prediktor x_1 memiliki pengaruh yang signifikan terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023. Koefisien parameter variabel prediktor x_1

sebesar 0,000200 dapat diinterpretasikan dengan setiap peningkatan 1% jumlah balita kekurangan gizi akan menyebabkan peningkatan jumlah kasus campak sebesar 1,000200 kali. Hasil temuan ini senada dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Marasi, dkk. yang menemukan bahwa keadaan kurang gizi mengakibatkan seseorang lebih rentan terkena campak.

PENUTUP

SIMPULAN

Pada penelitian ini diperoleh model regresi Poisson dalam memodelkan jumlah kasus campak sebagai berikut:

$$\widehat{\mu_i} = 4{,}634646 + 0{,}000200x_1 - 0{,}018913x_2 + 0{,}013378x_3 + 0{,}004192x_4 - 0{,}000175x_5$$

Namun model regresi Poisson yang diperoleh tidak memenuhi asumsi equidispersi yang menyebabkan hasil signifikansi parameter yang tidak akurat dan tidak dapat dipercaya. Sebagai alternatif dalam menangani tidak terpenuhinya asumsi equidispersi pada model regresi Poisson, dilakukan pemodelan menggunakan model regresi Quasi Poisson. Pada model regresi Quasi Poisson diperoleh model yang sama dengan model regresi Poisson. Namun sebagai pembeda, adanya parameter dispersi terbukti mampu memberbaiki standard error yang menghasilkan signifikansi parameter lebih akurat yang tidak dapat diberikan oleh model regresi Poisson. Adapun menurut model regresi Quasi Poisson yang diperoleh ditemukan bahwa faktor yang memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah suspek campak di Jawa Barat tahun 2023 adalah faktor jumlah balita kekurangan gizi.

SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan adanya faktor lain yang mungkin memiliki pengaruh signifikan terhadap jumlah suspek campak. Selain itu, penelitian selanjutnya juga dapat mengamati fenomena lain atau komparasi antar metode pemodelan untuk memperoleh hasil analisis yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

Agresti, A. (2015). Foundations of Linear and Generalized Linear Models. In *John Wiley & Sons, INC*.

Badan Pusat Statistik. (2024). Statistik Indonesia tahun 2024. In *Statistik Indonesia 2020* (Vol. 52).

Dean, A., & Hocking, R. R. (1997). Methods and Applications of Linear Models. *Technometrics*, *39*(3). https://doi.org/10.2307/1271138

Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat. (2024). *Provinsi Jawa Barat dalam angka 2024*

Green, J. A. (2021). Too many zeros and/or highly skewed? A tutorial on modelling health behaviour as count data with Poisson and negative binomial regression. *Health Psychology and Behavioral Medicine*, *9*(1). https://doi.org/10.1080/21642850.2021.1920416

Hilbe, J. M. (2012). Negative binomial regression. In *Negative Binomial Regression*. https://doi.org/10.1017/cbo9780511973420.009

Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). Applied Logistic Regression. In *Applied Logistic Regression*. https://doi.org/10.1002/0471722146

Kasus, P., Di, C., & Semarang, K. (2016). Pemodelan Generalized Poisson Regression (Gpr) Untuk Mengatasi Pelanggaran Equidispersi Pada Regresi Poisson Kasus Campak Di Kota Semarang Tahun 2013. *Unnes Journal of Mathematics*, *5*(1).

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2024). *Profil Kesehatan Indonesia 2023*

Marasi, J. H. S., Mahanani, D., Lathifah, A. H., & Haryanti, A. A. (2025). Gambaran Kesehatan Lingkungan Terhadap Pencegahan Penyakit Campak Pada Balita di Jakarta Selatan Tahun 2024. *Integrative Perspectives of Social and Science Journal*, *2*(03 Juni), 4038-4046.

Maryati Sutarno, & Noka Ayu Putri Liana. (2019). Faktor-faktor yang Berhubungan Dengan Kejadian Ispa. *Jurnal Antara Keperawatan*, *2*(2). https://doi.org/10.37063/antaraperawat.v2i2.76

McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). Generalized Linear Models, Second Edition (Monographs on Statistics and Applied Probability). In *lavoisierfr*.

Pinastawa, I. W. R., Utami, E., & Arief, M. R. (2021). Perancangan Sistem Diagnosa Penyakit Campak Dengan Menggunakan Certainty Factor. *Creative Information Technology Journal*, *6*(2). https://doi.org/10.24076/citec.2019v6i2.245

RIANTINA, A., NAJMAH, N., & SITORUS, R. J. (2024). Analisis Faktor Risiko yang Mempengaruhi Kejadian Campak di Indonesia: Literatur Review. *Journal of Nursing and Public Health*, *12*(1), 122-132.

Saffari, S. E., Adnan, R., & Greene, W. (2012). Hurdle negative binomial regression model with right censored count data. *SORT*, *36*(2).

Sitohang, V. (2021). Pedoman Higiene Sanitasi Sentra Pangan Jajanan/Kantin atau Sejenisnya yang Aman dan Sehat. In *Kementerian Kesehatan RI*.

Sodjinou, V. D., Mengouo, M. N., Douba, A., Tanifum, P., Yapi, M. D., Kuzanwa, K. R., Otomba, J. S., & Masresha, B. (2022). Epidemiological characteristics of a protracted and widespread measles outbreak in the Democratic Republic of Congo, 2018-2020. *Pan African Medical Journal*, *42*. https://doi.org/10.11604/pamj.2022.42.282.34410

Ver Hoef, J. M., & Boveng, P. L. (2007). Quasi-poisson vs. negative binomial regression: How should we model overdispersed count data? *Ecology*, *88*(11). https://doi.org/10.1890/07-0043.1

Widarjono, A. (2010). Analisis Statistika Multivariat Terapan. Edisi pertama. In *Yogyakarta: UPP STIM YKPN*.