BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistik Deskriptif

Kajian tentang bagaimana data dikumpulkan, disusun, dan disajikan dalam sebuah penelitian merupakan fokus dari sub bidang statistik yang dikenal dengan statistik deskriptif. Statistik deskriptif merupakan sub bidang statistik yang memberikan informasi lebih lengkap dengan cara merangkum, menyajikan, dan mendeskripsikan data dalam format yang sederhana untuk dipahami. Menurut Sugiyono (2014:21) analisis stataistika deskriptif adalah statistik yang digunakan untuk menganalisis data dengan cara mendeskripsikan atau menggambarkan data yang telah terkumpul sebagaimana adanya tanpa bermaksud membuat kesimpulan yang berlaku untuk umum atau generalisasi. Sehingga tujuan dari statistika deskriptif adalah untuk memberikan deskripsi dan gambaran mengenai informasi dari suatu data pada suatu penelitian. Dalam penyajiannya, statistik deskriptif dapat disajikan dalam 2 bentuk (Coleman & Fuoss, 1955), yaitu:

1. Tabel data, yaitu penyajian data dalam bentuk kumpulan angka yang disusun menurut kategori tertentu dalam suatu daftar. Dalam tabel, data disusun secara alfabetis, geografis, menurut besarnya angka, historis atau menurut kelas-kelas yang lazim.
2. Grafik data atau diagram data, yaitu penyajian data dalam bentuk gambar-gambar. Grafik merupakan penyajian data secara visual dari tabel.

Selain dalam bentuk penyajian diatas, statsitik deskriptif dapat pula disajikan dalam bentuk ukuran pemusatan data. Ukuran pemusatan data meliputi rata-rat (*mean*), nilai tengah (*median*), dan nilai yang paling sering muncul (*modus*). Sedangkan ukuran penyebaran data meliputi ragam dan simpangan baku (Wapole, 1995).

2.2 Distribusi Poisson

Menurut Kleinbaum dk., 1988 dalam (Prianggada, 2017) Sebaran poisson dapat digunakan untuk memodelkan suatu kejadian yang jarang terjadi, seperti jumlah penderita kanker hati disuatu daerah pada periode waktu tertentu, jumlah kecelakaan lalu lintas pada suatu lokasi per tahun, jumlah kematian yang disebabkan oleh penyakit syaraf pada suatu rumah sakit per tahun, dan lainnya.

Rumus distribusi poisson yaitu:

$$P(y;\mu) = \frac{e^{-\mu}\mu^{y}}{y!}, untuk\ y = 0{,}1, 2, \ldots \qquad (2.1)$$

Dimana:

Y = 0,1,2,3,…

μ = rata-rata banyak sukses yang terjadi dalam selang waktu atau daerah tertentu

$e = 2{,}71828$

Menurut Daniel tahun 1989 dalam (Prianggada 2017) Uji *Kolmogorov-Smirnov* dapat digunakan untuk memenuhi asumsi bahwa variabel respon mengikuti distribusi Poisson dengan menerapkan hipotesis berikut:

H_0 : $F(x)$ variabel respon berdistribusi poisson dengan rata-rata μ

H_1 : $F(x)$ variabel respon tidak berdistribusi poisson dengan rata-rata μ

Statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* :

$$\mathrm{D} = \sup|\mathrm{F_n}\ (x) - \mathrm{F_0}\ (x) \qquad (2.2)$$

Dimana:

D = jarak tegak maksimum antara fungsi peluang kumulatif contoh dengan fungsi peluang kumulatif poisson

$\mathrm{F_n}\ (x)$ = Fungsi kumulatif contoh $P\ (X\ \leq x)$

$\mathrm{F_0}\ (x)$ = Fungsi peluang kumulatif Poisson

Apabila nilai statistic D_n > titik kritis *Kolmogorov-Smirnov*, maka menolak H_0.

Data berdistribusi poisson merupakan syarat penting sebelum dilakukan uji lebih lanjut terutama metode regresi. Data dengan distribusi poisson dapat dilakukan analisis dengan salah satu metode yaitu regresi poisson.

2.3 Regresi Poisson

Model regresi yang dapat digunakan untuk memodelkan variabel respon dan variabel prediktor dengan variabel respon berdistribusi poisson adalah regresi poisson (Karunia, 2021). menurut Cameron & Trivedi, Regresi Poisson sering kali digunakan untuk menganalisis data diskrit atau count data dengan parameter μ (Salby and Purhadi 2021). Parameter μ adalah mean distribusi Poisson yang sangat bergantung pada beberapa unit tertentu atau periode dari waktu, jarak, luas area, volume, dan sebagainya. Distribusi ini kemudian digunakan untuk memodelkan suatu peristiwa yang keberadaannya relative jarang atau langka untuk terjadi pada satuan unit tertentu. Misalkan data diambil dari bentuk

$$\begin{array}{ccccc} y_1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{k1} \\ y_2 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{k2} \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ y_n & x_n & x_{2n} & \dots & x_{kn} \end{array}$$

Model regresi Poisson dapat dinyatakan sebagai berikut Myers (1990):

$$y_i = \mu_i + \varepsilon_i \, (i = 1, 2, \dots, n) \tag{2.3}$$

Dimana y_i merupakan banyaknya kejadian, dan μ_i adalah rata-rata banyaknya kejadian pada waktu t_i. μ_i diasumsikan konstan dari data ke data. Persamaan distribusi Poisson dinyatakan dengan persamaan sebagai berikut:

$$p(y_i\,;\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \frac{e^{-[\mu(x_i\,;\hat{\boldsymbol{\beta}})]}\left[t_{i\mu}(x_i;\hat{\boldsymbol{\beta}})\right]^{y_i}}{y_i!} \tag{2.4}$$

$\mu(x_i\,;\hat{\boldsymbol{\beta}})$ adalah rata-rata Poisson dan vector $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ menunjukkan parameter yang ditaksir. Sedangkan untuk mean dan varians untuk model regresi Poisson adalah sebagai berikut:

$$\mu_i = t_i\mu_i(x_i\,;\hat{\boldsymbol{\beta}}) = t_i \exp(x_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}) \tag{2.5}$$

Dan

$$Var(y_i) = t_i\mu_i(x_i\,;\hat{\boldsymbol{\beta}}) = t_i\, exp(x_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}) \tag{2.6}$$

Selanjutnya model regresi Poisson dapat ditulis sebagai berikut (Myers, 1990):

$$y = t_i \exp(x_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}) + \varepsilon_i \tag{2.7}$$

Terdapat 2 tipe pada regresi poisson yaitu regresi Poisson sederhana dan regresi Poisson berganda.

2.3.1 Regresi Poisson Sederhana

A. Pengertian

Menurut Hertriyanti (2006: 15) Teknik statistik yang dikenal sebagai analisis regresi poisson sederhana digunakan untuk menyelidiki hubungan yang ada antara variabel prediktor (X) dan variabel respons data diskrit (Y). Variabel prediktor (X) dapat berupa diskrit, kontinu, atau kategoris, sedangkan variabel respon (Y) diasumsikan berdistribusi Poisson (Ruliana 2015) .

B. Model Regresi Poisson Sederhana

Apabila ingin mengetahui hubungan antara variabel respon (Y) dengan variabel prediktor (X). jika diberikan sebuah sampel berisi n buah pasangan pengamatan yang saling bebas, yaitu $\{(X_i;\ Y_i); i = 1, 2, \dots, n\}$ dengan X_i dan Y_i berturut-turut adalah pengamatan ke-i dari variabel X dan Y, maka hubungan antara Y dan X tidak dapat dijelaskan oleh model regresi linear sederhana.

$$P\ (Y|\mu) = \frac{\mu^{y_i} e^{-\mu}}{y!}\ , y = 0,1, 2, \dots.$$

$$E(Y) = \mu$$

$$\mu = \beta_0 + \beta_1 X_i; i = 1, 2, \dots, n$$

Maka model regresi Poisson sederhana yang terbentuk adalah

$$\ln\big(\mu_i(x_i)\big) = \beta_0 + \beta_1 X_i; i = 1, 2, \dots, n$$

Atau equivalen dengan

$$\mu_i(x_i) = e^{\beta_0 + \beta_1 X_i}\ ; i = 1, 2, \dots, n \qquad (2.8)$$

Dengan β_0, β_1 adalah parameter yang tidak diketahui model diatas sering disebut juga dengan fungsi penghubung logaritma atau fungsi log link.

2.3.2 Regresi Poisson Berganda

A. Pengertian

Menurut Hertriyanti (2006: 35) regresi Poisson berganda adalah regresi yang menganalisis hubungan antara sebuah variabel respon (Y) dengan variabel prediktor (X). dengan variabel respon (Y) merupakan data diskrit dan diasumsikan berdistribusi Poisson, variabel prediktor (X) merupakan jenis data diskrit, kontinu, kategorik.

B. Model Regresi Poisson Berganda

Model regresi Poisson berganda merupakan pengembangan dari model regresi Poisson sederhana, dimana dalam regresi Poisson berganda akan diketahui hubungan antara variabel respon (Y) dengan jenis data diskrit dengan variabel predictor (X) dengan jenis data kontinu atau kategorik. Apabila terdapat sampel dengan n pasang pengamatan yang saling bebas.

$\{(X_{1i},\ X_{2i}, \dots,\ X_{pi}, Y_i); i = 1, 2, \dots, n\}$ dengan $X_{1i},\ X_{2i}, \dots,\ X_{pi}$ merupakan pengamatan ke-I dari variabel $X_1,\ X_2, \dots,\ X_p$ dan Y_i adalah pengamatan ke-i dari variabel Y. Jika rata-rata bersyarat dari Y_i diberikan nilai $X_{1i},\ X_{2i}, \dots,\ X_{pi}$ dinyatakan oleh

$$\mathrm{E}(Y_i | X_{1i} = x_{1i},\ X_{2i} = x_{2i}, \dots, X_{pi} = x_{pi}) = \mu_i\,(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}), i = 1, 2, \dots, n$$

$$\mu_i\,(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Maka model regresi Poisson bergandanya adalah

$$ln(\mu_i\,(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi}$$

Dengan $\beta_0, \beta_1,\ \beta_2, \dots, \beta_p$ menyatakan parameter-parameter yang belum diketahui. Maka model diatas ekuivalen dengan

$$\mu_i\,(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}) = e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi}}$$

$$= e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji})}$$

2.3.3 Penaksiran Parameter pada Model Regresi Poisson

Estimasi parameter diperlukan dalam model regresi Poisson. Parameter tersebut meliputi $\beta_0, \beta_1,\ \beta_2, \dots, \beta_p$ dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Estimasi parameter ini dilakukan pada semua model regresi Poisson baik sederhana maupun berganda. Menurut (Ruliana, 2015) dengan mengalikan semua fungsi probabilitas bersyarat dari Y_i oleh x_i sehingga fungsi *likelihood* dapat diperoleh sebagai berikut:

$$K(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i | x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}\ ;\ \boldsymbol{\beta})$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \left\{ \frac{\left[e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]^{y_i} e^{-\left[e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]}}{y_i!} \right\}$$

Persamaan diatas diubah menjadi bentuk fungsi *log likelihood*. Fungsi *likelihood* nya yaitu $K(\boldsymbol{\beta}) = \log K(\boldsymbol{\beta})$ sehingga diperoleh (Ruliana, 2015):

$$K(\boldsymbol{\beta}) = \log K(\boldsymbol{\beta})$$

$$= \log \left\{ \prod_{i=1}^{n} \left\{ \frac{\left[e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]^{y_i} e^{-\left[e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]}}{y_i!} \right\} \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \log \left\{ \frac{\left[e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]^{y_i} e^{-\left[e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]}}{y_i!} \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left\{ \log \left[e^{(y_i(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}))}\right] + \log \left(e^{-\left[e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\right]} \right) - \log(y_i!) \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left\{ (y_i(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}) - e^{(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji})} - \log(y_i!) \right\}$$

Pada persamaan di atas x_i dan y_i bilangan yang diperoleh dari pengamatan sedangkan $\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}$ dianggap berubah bila garis regresinya berubah (Sembiring, 1995: 40). Berdasarkan metode kalkulus Ini berarti bahwa perlu dicari turunan dari fungsi *log likelihood* $k(\boldsymbol{\beta})$ terhadap $\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}$ kemudian menyamakan nya dengan nol sehingga diperoleh nilai p+1 persamaan *likelihood*. Berikut merupakan turunan pertama dari k $(\boldsymbol{\beta})$ terhadap β_0 adalah (Ruliana, 2015)

$$R_0(\beta) = \frac{\partial k(\beta)}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} = 0$$

$$R_1(\beta) = \frac{\partial k(\beta)}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i x_{1i} - x_i \, e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} = 0$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{1i} \{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \} \right\} = 0$$

$$R_p\ (\beta) = \frac{\partial k(\beta)}{\partial \beta_p} = \sum\nolimits_{i=1}^{n} \left\{ y_i x_{pi} - x_{pi}\ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} = 0$$

$$= \sum\nolimits_{i=1}^{n} \left\{ x_{pi} \{\ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\ \} \right\} = 0$$

Bentuk vektor dari persamaan diatas adalah (Ruliana, 2015).

$$\boldsymbol{R}\ (\boldsymbol{\beta}) = \begin{bmatrix} R_0\ (\beta) \\ R_1\ (\beta) \\ \vdots \\ . \\ R_p\ (\beta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial k(\beta)}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial k(\beta)}{\partial \beta_1} \\ \vdots \\ . \\ \frac{\partial k(\beta)}{\partial \beta_p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} \\ \sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{1i} \{\ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\ \} \right\} \\ \vdots \\ . \\ \sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{pi} \{\ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}}\ \} \right\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ . \\ 0 \end{bmatrix} = 0$$

Selanjutnya nilai dari $\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ . \\ \beta_p \end{bmatrix}$ kemudian akan memaksimumkan $k(\boldsymbol{\beta})$.

Nilai taksiran *maksimum likelihood* dinotasikan dengan $\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ . \\ \beta_p \end{bmatrix}$.

Berdasarkan (Ruliana, 2015) turunan kedua atau matriks Hessian dari $k(\boldsymbol{\beta})$ terhadap β_0 yaitu

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial {\beta_0}^2} = \frac{\partial \left\{ \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} \right\}}{\partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{ e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} = \frac{\partial \left\{ \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} \right\}}{\partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{1i} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} = \frac{\partial \left\{ \sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{1i} \{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \} \right\} \right\}}{\partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{1i} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial \beta_p \partial \beta_0} = \frac{\partial \left\{ \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i - e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\} \right\}}{\partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n} \left\{ x_{pi} e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j X_{ji}} \right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_p\partial\beta_1} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}\{y_i - e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\}\right\}\right\}}{\partial\beta_p} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_0\partial\beta_p} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}\left\{y_i - e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial\beta_0} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_1\partial\beta_p} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}\left\{y_i - e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial\beta_1} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}}\right\}$$

$$\frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial{\beta_p}^2} = \frac{\partial\left\{\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}\left\{y_i - e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\}\right\}\right\}}{\partial\beta_p} = -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}}\right\}$$

Jika diubah ke bentuk matriks menjadi

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\beta}) = \begin{bmatrix} H_{00}(\beta) & H_{01}(\beta) & \cdots & H_{0p}(\beta) \\ H_{10}(\beta) & H_{11}(\beta) & \cdots & H_{1p}(\beta) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ H_{p0}(\beta) & H_{p1}(\beta) & \cdots & H_{pp}(\beta) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial{\beta_0}^2} & \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_1\partial\beta_0} & \cdots & \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_p\partial\beta_0} \\ \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_0\partial\beta_1} & \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial{\beta_1}^2} & \cdots & \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_p\partial\beta_1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_0\partial\beta_p} & \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial\beta_1\partial\beta_p} & \cdots & \frac{\partial^2 k(\beta)}{\partial{\beta_p}^2} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} -\sum_{i=1}^{n}\left\{e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & \cdots & -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} \\ -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{\beta_0+\beta_1 X_i}\right\} & -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}}\right\} & \cdots & -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}}\right\} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}}\right\} & \cdots & -\sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}}\right\} \end{bmatrix}$$

$$= -\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n}\left\{e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} \\ \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}}\right\} & \cdots & \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{1i}}\right\} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji}}\right\} & \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{1i}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}}\right\} & \vdots\;\cdots & \sum_{i=1}^{n}\left\{x_{pi}e^{(\beta_0+\sum_{j=1}^{p}\beta_j X_{ji})x_{pi}}\right\} \end{bmatrix}$$

Persamaan diatas merupakan persamaan dalam bentuk eksponensial sehingga bukan merupakan persamaan linear dalam $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_p$ maka dalam mencari taksirannya digunakan metode numerik *Newton Raphson*. $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \ldots, \hat{\beta}_p$ merupakan taksiran maksimum *likelihood*. sehingga taksiran dari model regresi Poisson berganda yaitu:

$$\log(\hat{\mu}_i(x_i)) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i} + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \cdots + \hat{\beta}_p x_{pi}\ ; i = 1, 2, \ldots, n \quad (2.9)$$

2.3.4 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

Variabel respon tidak selalu dipengaruhi secara signifikan oleh parameter yang dihasilkan. Untuk mengetahui apakah parameter model berpengaruh signifikan maka perlu dilakukan pengujian terhadap parameter model tersebut. Pengujian signifikansi parameter model regresi poisson terdiri dari uji serentak atau biasa disebut dengan uji F dan uji parsial atau biasa disebut dengan uji individu atau uji t. Uji serentak digunakan untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon secara bersama-sama. Sedangkan uji parsial digunakan untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon secara individu.

a. Uji Serentak

Menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT), dimana hipotesis pengujiannya adalah sebagai berikut:

Hipotesis:

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

H_1: Paling sedikit $\beta_1 \neq 0$ $\quad ; j = 1, 2, \ldots, p$

Statistik uji yang digunakan adalah

$$D(\hat{\beta}) = -2ln\Delta$$
$$= -2\ln\left(\frac{L(\widehat{\omega})}{L(\widehat{\Omega})}\right)$$
$$= -2(ln\,L(\widehat{\Omega}) - ln\,L(\widehat{\omega}))$$

Tolak H_0 jika nilai devians model regresi poisson atau likelihood ratio atau $D(\hat{\beta}) > Chi\,Square$ artinya ada salah satu parameter yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

b. Uji individu

Pada uji individu menggunakan uji *Wald*. Pengujian signifikansi parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0: $\beta_j = 0$

H_1: $\beta_j \neq 0$

statistik uji *Wald*:

$$t_j = \frac{\boldsymbol{\widehat{\beta}_j}}{se\boldsymbol{\widehat{\beta}_j}}$$

Dengan:

$\hat{\beta}_j$ = taksiran parameter β_j

$se\hat{\beta}_j$ = taksiran standar error dari β_i

Kriteria Pengujian:

tolak H_0 jika $|t_j| > t_{\alpha/2,v}$ atau jika nilai sigifikansi kurang dari α artinya parameter ke-j signifikan terhadap model regresi poisson. dimana α adalah taraf signifikansi dan v adalah derajat bebas.

2.4 Multikolinieritas

Menurut (Hocking R, 1l996) ada beberapa asumsi yang perlu diperhatikan sebelum dilakukan analisis regresi poisson adalah mendeteksi adanya multikolinieritas. Multikolinieritas merupakan suatu kejadian ketika terdapat korelasi antara variabel prediktor dalam model regresi. Hal ini dapat dilihat dari nilai (*Variance Inflation Factors*) VIF Dengan persamaan sebagai berikut:

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

Dengan R_j^2 adalah nilai koefisien determinasi. Variabel prediktor berkorelasi dengan variabel prediktor lainnya jika nilai VIF lebih besar dari 10. Sebaliknya, tidak ada autokorelasi antar variabel prediktor jika nilai VIF kurang dari 10. Ada beberapa cara yang dapat digunakan untuk mengatasi apabila terjadi multikolinieritas diantaranya yaitu dengan mengeluarkan variabel yang mempunyai nilai VIF tertinggi, mentransformasi variabel, menggabungkan data *cross section* dan *time series* (Ruliana, 2015).

2.5 Overdispersi

Selain multikolinieritas pada regresi poisson ada asumsi yang harus terpenuhi yaitu *equidispersi*. *Equidispersi* terjadi apabila rata-rata dan varians variabel Y adalah sama. Kegagalan asumsi poisson dari equidispersi memiliki konsekuensi kualitatif serupa terhadap kegagalan asumsi homoskedastisitas dalam model regresi linier. Overdispersi adalah penyimpangan asumsi umum dalam regresi Poisson. Suatu kondisi yang dikenal sebagai *overdispersi* terjadi ketika varians dari variabel respon lebih besar dari nilai rata-ratanya. Beberapa hal yang dapat menyebabkan overdispersi yaitu (Badriyah, 2019):

1. Terdapat korelasi antar pengamatan.
2. Terdapat pelanggaran asumsi distribusi poisson, yaitu $Var\ (Y) > E(Y)$.
3. Terdapat *excess zeros.*
4. Terdapat outlier dalam data.

Menurut Ismail dan Jemain (2007) dalam (Ismanto, 2016), salah satu akibatnya adalah standar deviasi penaksir parameter bias ke bawah dan signifikansi variabel penjelas bias ke atas, sehingga menghasilkan kesimpulan yang salah. Taksiran dispersi diukur dengan *deviance* atau *Pearson's Chi-Square* seperti berikut:

1. *Deviance*

Menurut (McCullagh dan Nelder, 1989) Nilai deviance adalah nilai logaritma dari uji rasio likelihood-nya. Uji rasio likelihood-nya membandingkan *current* modelnya dan *saturated* modelnya yang dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_1 = \frac{D^2}{db}$$

$$D^2 = 2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i ln\left(\frac{y_i}{\hat{y}_i}\right) - (y_i - \hat{y}_i\right)$$

Dengan:

$\hat{\phi}_1$ = parameter dispersi

y_i = Nilai variabel respon

$\hat{y}_i$ = Estimasi regresi Poisson

Dengan $db = n - p$ dengan p merupakan banyak parameter, n merupakan banyaknya pengamatan dan D^2 adalah nilai *deviance.*

2. *Pearson's Chi-Square*

Pengukuran lain yang digunakan untuk mendeteksi overdispersi yaitu statistik *Pearson's Chi-Square* (McCullagh dan Nelder, 1989) dengan persamaan sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_2 = \frac{X^2}{db}$$

$$X^2 = \sum_{i=1}^{n}\frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\hat{y}_i}$$

Dengan:

$\hat{\phi}_2$ = parameter dispersi

$db = n - p$ dengan p merupakan banyak parameter, n merupakan banyaknya pengamatan dan X^2 adalah nilai *Pearson's Chi-Square.*

Menurut (Hilbe, 2011) dalam (Fadil, 2021) Jika nilai $\emptyset_1$ dan $\emptyset_2$ lebih besar dari 1, maka menunjukkan nilai ragam lebih besar daripada nilai rataan, maka telah terjadi overdispersi. Maka regresi poisson kurang tepat digunakan untuk memodelkan data yang mengalami overdispersi.

2.6 Data Tercacah

Menururt (Cameron dan Trivedi,1998) Dalam metode statistik, data cacah mengacu pada pengamatan yang hanya memiliki nilai bilangan bulat non-negatif mulai dari nol hingga nilai yang besar yang belum ditentukan. Secara teoritis, hitungan dapat berkisar dari nol hingga tak terbatas, tetapi mereka selalu terbatas pada beberapa nilai yang berbeda.

Model data cacah bertujuan untuk menjelaskan berapa cacah banyaknya suatu kejadian. Sebagai contoh, banyaknya kecelakaan yang terjadi per hari di suatu daerah, banyaknya pasien masuk per hari dalam sebuah rumah sakit (Fadil, 2021).

2.7 *Excess Zeros*

Nilai nol yang berlebih pada variabel respon sering disebut dengan *excess zeros*. *Excess zeros* terjadi ketika proporsi dari suatu data bernilai nol lebih banyak dibandingkan dengan nilai data diskrit lain. Menurut (Famoye & Singh, 2005) spesifik proporsi nilai nol dari variabel respon adalah > 50%. Menurut Rainer Winkelmann (2008:174) dalam (Kurniawan, 2017), nilai nol yang berlebih (*excess zeros*) merupakan salah satu penyebab permasalahan pada regresi poisson. Pada variabel respon dengan data diskrit akan ditemukan data bernilai kosong/nol. Namun dalam beberapa kasus data, nilai nol memiliki arti penting pada penelitian yang bersangkutan. Sehingga nilai nol tersebut tidak dapat dibuang dan harus dimasukkan dalam analisis. Sehingga permasalahan excess zero tersebut menimbulkan overdispersi yang dapat mengakibatkan model regresi poisson tidak tepat dalam menggambarkan data yang sebenarnya. Maka perlu dilakukan penanganan dengan regresi double hurdle poisson.

2.8 Regresi Hurdle Poisson

Pendekatan model Hurdle Poisson merupakan salah satu pendekatan yang digunakan untuk mengatasi masalah overdispersi. Overdispersi terjadi Ketika varians lebih besar dari rata-rata. Salah satu penyebab terjadi overdispersi adalah banyaknya nilai nol pada variabel respon atau biasa disebut *excess zero* (Faidah & Pontoh, 2015). Model regresi Hurdle Poisson digunakan pada data yang bersifat diskrit. Model regresi Hurdle Poisson merupakan model gabungan yang terdiri dari model logit dan model *truncated poisson*. Model logit digunakan untuk memodelkan data biner yang bernilai nol (*zero count*) atau nilai positif (*positive count*). Sedangkan model truncated poisson digunakan untuk memodelkan data yang bernilai positif (*positive count*) saja (Julianda H et al., 2019). Misalkan $k_1(0)$

adalah nilai probabilitas (peluang) Ketika variabel respon bernilai sama dengan 0 dan $k_2(y), y = 1,2,3, \dots$. Adalah sebuah probabilitas Ketika variabel respon bernilai positif. Sehingga, fungsi probabilitas dari model hurdle adalah sebagai berikut (Saffari et al., 2012) :

$$P(y_i = y) = \begin{cases} k_1(0), y = 0 \\ (1 - k_1(0))k_2(y), y = 1,2,3, \dots. \end{cases}$$

Berikut ini adalah distribusi probabilitas model Hurdel Poisson, seperti yang diasumsikan oleh Mullahy:

$$P(y = 0) = f(y = 0) = f_1(0)$$

$$P(y = y) = f(y = y) = \frac{1 - f_1(0)}{1 - f_2(0)} f_2(y) = \theta f_2(y), y = 1,2,3, \dots$$

Berdasarkan persamaan diatas maka dapat ditulis distribusi peluang dari model Hurdle Poisson sebagai berikut:

$$P(y_i = y) = \begin{cases} f_1(0), y = 0 \\ \theta f_2(y), y = 1,2,3, \dots. \end{cases} \qquad (2.10)$$

2.8.1 Model Regresi Hurdle Poisson

Misalkan $Y_i, i = 1,2,3, \dots, n$ adalah variabel acak dengan nilai non-negatif, dan misalkan $Y_i = 0$ adalah pengamatan dengan terlalu banyak nilai 0, sehingga tidak bisa ditangani dengan menggunakan model regresi Poisson biasa. Pandang bahwa model regresi Hurdle Poisson dengan variabel respon $Y_i, i = 1,2,3, \dots, n$ memiliki distribusi sebagai berikut (Saffari et al., 2012):

$$P(y_i = y) = \begin{cases} 1 - \pi_i, y_i = 0 \\ (\pi_i) \dfrac{e^{-\pi_i} \pi_i^{y_i}}{(1 - \pi_i) y_i!}, y_i > 0 \end{cases}$$

Model Logit dapat ditulis sebagai berikut:

$$logit\ (\pi_i) = \log\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j \qquad (2.11)$$

Dimana:

Z=vektor kovariat pada variabel prediktor

$\boldsymbol{z_i} = [\boldsymbol{z_{i1}} = \mathbf{1}, \boldsymbol{z_{i2}}, \dots, \boldsymbol{z_{ip}}]$

α = vektor kolom parameter koefisien regresi untuk model logit

$\boldsymbol{\alpha} = [\boldsymbol{\alpha_1} \quad \boldsymbol{\alpha_2} \; \dots \quad \boldsymbol{\alpha_p}]^{\boldsymbol{T}}$

Model *Truncated Poisson* dapat ditulis sebagai berikut:

$$log\ (\mu_i) = \sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j$$

$$\mu_i = \exp\left(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j\right) \tag{2.12}$$

Dimana:

x : vektor kovariat pada variabel prediktor

$\boldsymbol{x_i} : [\boldsymbol{x_{i1}} = \mathbf{1}, \boldsymbol{x_{i2}}, \dots, \boldsymbol{x_{ip}}]$

β : vektor kolom parameter koefisien regresi untuk model *Truncated Poisson*

$\boldsymbol{\beta} : [\boldsymbol{\beta_1} \quad \boldsymbol{\beta_2} \; \dots \quad \boldsymbol{\beta_p}]^{\boldsymbol{T}}$

Menurut (Cantoni dan Zedini, 2010) Model peluang Hurdle Poisson yang terbentuk dari kombinasi untuk data bernilai 0 dan model Truncated Poisson untuk data yang bernilai positif saja adalah:

$$P(y_i = y)\begin{cases} \dfrac{1}{1 + \exp(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j)} & , y_i = 0 \\ \left[\dfrac{\exp(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j)}{1 + \exp(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j)}\right]\left[\dfrac{[\exp(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j)]^{y_i}}{\left[\exp\left(\exp\left(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j\right)\right) - 1\right] y_i!}\right] & , y_i > 0 \end{cases}$$

Metode penaksiran yang digunakan dalam metode Hurdle Poisson ini adalah metode *maximum likelihood estimation* (MLE). Fungsi kemungkinan dari model regresi *Hurdle Poisson* adalah sebagai berikut:

$$L(\alpha, \beta) = \prod P(Y_i = y_i)$$

$$= I_{y_i=0} \frac{1}{1 + exp(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j)} I_{y_i>0} \left[\frac{\exp(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j)}{1 + \exp(\sum_{j=1}^{p} z_{ij}\alpha_j)}\right]\left[\frac{[\exp(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j)]^{y_i}}{\left[\exp\left(\exp\left(\sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j\right)\right) - 1\right] y_i!}\right]$$

Metode *maximum likelihood estimation* (MLE) menghasilkan taksiran parameter secara eksplisit dan persamaan *non*-linier yang kompleks. Sehingga perlu algoritma khusus untuk mendapatkan nilai taksiran parameter. Salah satu algoritma yang dapat digunakan adalah algoritma *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno.*

2.8.2 Algoritma *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*

Menurut Erma S (2017) Algoritma *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* merupakan algoritma yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah fungsi taksiran parameter yang non-linier. Sejak tahun 1970-an algoritma *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* dikenal sebagai revolusi dari algoritma *quasi newton* untuk menyelesaikan masalah fungsi taksiran parameter tanpa kendala. Hal tersebut karena algoritma ini merupakan algoritma dengan hasil numerik lebih cepat *konvergen.*

Algoritma ini dikembangkan oleh *Broyden-Fletcher-Goldfarb Shanno* dari algoritma *quasi newton* (Yuan & Lu, 2011). Untuk mengestimasi α dan β menggunakan algoritma ini adalah dengan persamaan sebagai berikut:

$$\alpha^{i+1} = \alpha^i - \lambda^i(\boldsymbol{H^i})^{-i} g^i$$

dan

$$\beta^{i+1} = \beta^i - \lambda^i(\boldsymbol{H^i})^{-i} g^i$$

Dengan:

$i = 0,1,2, \dots, n$

λ^i merupakan fungsi yang dapat meminimumkan error yang akan terjadi dimana $\lambda^i = \min \ln L(\,\alpha^{i+1} = \alpha^i - \lambda^i(\boldsymbol{H^i})^{-i} g^i)$ untuk parameter α dan $\lambda^i = \min \ln L(\,\beta^{i+1} = \beta^i - \lambda^i(\boldsymbol{H^i})^{-i} g^i)$ untuk parameter β. g merupakan derivatif pertama dari fungsi *log likelihood* yaitu:

$$g = \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln L(\alpha)}{\partial \alpha_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial \ln L(\alpha)}{\partial \alpha_k} \end{bmatrix} \text{ untuk parameter } \alpha \text{ dan } g = \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial \ln L(\beta)}{\partial \beta_k} \end{bmatrix} \text{ untuk parameter } \beta$$

H merupakan matriks *hessian* yang didapatkan dengan rumus:

$$\boldsymbol{H}^{i+1} = \boldsymbol{H}^i + \frac{y^i(y^i)^T}{(s^i)^T y^i} - \frac{\boldsymbol{H}^i s^i (s^i)^T \boldsymbol{H}^i}{(s^i)^T \boldsymbol{H}^i s^i} \qquad (2.13)$$

dengan:

$s^i = \alpha^{i+1} - \alpha^i$ untuk parameter α dan $s^i = \beta^{i+1} - \beta^i$ untuk parameter β

$y^i = (g^{i+1}) - (g^i)$

$\boldsymbol{H^0}$ = Matriks identitas $n \times n$

Persamaan akan terus berulang hingga didapatkan estimasi parameter yang konvergen yaitu pada saat $\|\alpha^{i+1} - \alpha^i\| < \varepsilon$ dan $\|\beta^{i+1} - \beta^i\| < \varepsilon$, dimana ε merupakan bilangan yang sangat kecil mendekati nol yaitu 10^{-5}.

2.8.3 Pengujian Parameter Model Hurdle Poisson

Likelihood ratio test digunakan untuk menguji estimasi parameter secara serentak, sedangkan uji wald digunakan untuk pengujian secara individu.

a) Uji serentak

Uji serentak digunakan untuk menguji parameter secara bersama-sama. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

H_0: $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_p = 0$ (semua variabel prediktor dalam model tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel respon)

H_1: minimal ada salah satu $\beta_j \neq 0, j = 1, 2, 3, \dots, p$ (paling sedikit ada satu variabel prediktor dalam model yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon)

Statistik uji:

$$G^2 = -2ln\left[\frac{L(\Omega_0)}{L(\Omega)}\right]$$

Dengan

$L(\Omega_0)$: fungsi likelihood untuk model yang tidak mengandung variabel prediktor.

$L(\Omega)$: fungsi likelihood untuk model yang mengandung variabel prediktor.

Kriteria pengujian

Dengan menggunakan taraf nyata sebesar α, maka tolak H_0 jika $G^2 > x^2_{\alpha,p}$ atau p-value < α

b) Uji Parsial

Uji parsial atau uji individu digunakan untuk menguji masing-masing parameter apakah pada suatu model mempunyai variabel prediktor yang signifikan untuk masuk ke model. Pengujian parameter parsial dilakukan pada dua model yaitu model logit dan model *Truncated Poisson.* uji parameter parsial menggunakan uji *Wald Test* sebagai berikut:

Uji Hipotesis pada model *logit*:

$H_0 : \alpha_j = 0$

$H_1 : \alpha_j \neq 0$

Uji Hipotesis pada model *Truncated Poisson*:

H_0: $\beta_j = 0$

H_1: $\beta_j \neq 0$

Statistik uji pada model *logit:*

$$W_j = \left(\frac{\widehat{\alpha_j}}{Se(\widehat{\alpha_j})} \right)$$

Dengan:

$\widehat{\alpha_j}$: penaksir dari parameter pada model *logit*

$e(\widehat{\alpha_j})$: standar error taksiran dari model *logit*

Statistik uji pada model *Truncated Poisson*:

$$W_j = \left(\frac{\widehat{\beta_j}}{Se(\widehat{\beta_j})} \right)$$

Dengan:

$\hat{\beta}_j$: penaksir dari parameter pada model *truncated poisson*

$SE(\hat{\beta}_j)$: standar error taksiran dari model *truncated poisson*

Kriteria pengujian

Dengan menggunakan taraf nyata sebesar α, maka tolak H_0 jika $W_j > Z\alpha/_2$ atau p-value < α

2.9 Pemilihan Model Terbaik

Terdapat beberapa kriteria yang dapat digunakan untuk menentukan model terbaik, salah satunya adalah *Akaike Information Criteria* (AIC) yang ditemukan oleh Akaike afn Schwarz. Statistik uji untuk AIC adalah:

$$AIC = -2 \ln \hat{L} + 2k \quad (2.14)$$

Dengan $\ln \hat{L}$ adalah nilai *likelihood* dan k adalah banyaknya parameter. Menurut Widarjono (2017) model terbaik adalah model regresi yang mempunyai nilai AIC terkecil.

2.10 Angka Kematian Ibu

2.10.1 Pengertian

Angka Kematian Ibu (AKI) adalah jumlah perempuan per 100.000 kelahiran hidup yang meninggal saat hamil atau dalam 42 hari setelah melahirkan karena kehamilan atau penanganannya, bukan karena sebab lain. (BPS, 2022) . Angka kematian ibu dapat dihitung dengan cara:

$$AKI = \frac{Dhamil}{JHL} x 100.000$$

$Dhamil$: Jumlah kematian ibu dalam kehamilan atau kelahiran

JHL : Jumlah Kelahiran hidup

Angka kematian ibu merupakan tolak ukur kemajuan hasil pembangunan Kesehatan dan indikator derajat Kesehatan masyarakat, tetapi sampai saat ini permasalahan mengenai angka kematian ibu belum juga memenuhi target pemerintah. Pada tahun 2015, Indonesia belum dapat memenuhi target *Millenium Development Goals* yaitu menurunkan angka kematian ibu sebesar 102 kematian ibu per 100.000 kelahiran hidup (Edyanti, 2015). Angka kematian ibu dapat diturunkan dengan berfokus dalam mengatasi faktor - faktor penyebab kematian. Ada beberapa faktor yang mempengaruhi Angka Kematian Ibu antara lain.

2.10.2 Faktor – faktor penyebab kematian ibu

Penyebab kematian ibu dapat dibedakan menjadi dua kategori yaitu (Saleh, 2020):

a. Penyebab langsung

Penyebab langsung adalah kematian ibu apabila disebabkan oleh komplikasi dalam masa kehamilan, proses persalinan, atau masa nifas, intervensi, kelalaian, kesalahan dalam pengelolaan, maupun oleh suatu sebab yang ditimbulkan salah satu faktor tersebut. Komplikasi tersebut meliputi pendarahan, preklamsia / eklamsia, infeksi, persalinan macet dan kehamilan pada kehamilan muda.

b. Penyebab tidak langsung

Penyakit yang timbul dan berkembang selama kehamilan, persalinan, atau nifas dan diperburuk oleh adaptasi fisiologis selama kehamilan adalah contoh penyebab tidak langsung. Penyebab tidak langsung ini disebabkan oleh hipertensi, penyakit jantung, diabetes, hepatitis, anemia, malaria, tuberkulosis, HIV/AIDS, dan lain-lain.

Menurut Depkes (2011) Banyak faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil khusus nya pada pelayanan kesehatan antara lain, cakupan *Antenatal Care* (ANC), komplikasi kehamilan yang ditangani, dan penangan pasca persalinan (nifas) menjadi perhatian penting untuk mengetahui pengaruh terhadap jumlah kematian ibu (Prianggada, 2017). Menurut Manuaba (2010) ANC adalah pemeriksaan kehamilan yang diberikan oleh tenaga kesehatan bagi ibu hamil untuk mengoptimalkan Kesehatan fisik maupun mental, sehingga ibu hamil mampu menghadapi persalinan, kala nifas, persiapan pemberian ASI dan kembalinya kesehatan reproduksi secara normal. Cakupan pelayanan ANC dikenal dengan kunjungan pertama (K1), kunjungan keempat (K4), penanganan komplikasi (Khasanah, 2017).

a) Kunjungan pertama (K1)

K1 sering disebut sebagai kunjungan pertama kali ibu hamil dengan tenaga Kesehatan yang mempunyai kompetensi, untuk mendapatkan pelayanan terpadu dan komprehensif sesuai standar. Pada trimester pertama kontak pertama harus dilakukan sesegera mungkin sebaiknya sebelum minggu ke-8.

b) Kunjungan keempat (K4)

K4 merupakan Ibu hamil yang telah melakukan empat kali interaksi atau lebih dengan tenaga kesehatan yang kompeten dapat memperoleh pelayanan terpadu dan komprehensif sesuai standar. Kontak 4 kali dilakukan sebagai berikut: sekali pada trimester pertama (kehamilan hingga 12 minggu) dan trimester kedua (>12-24 minggu), trimester ketiga dilakukan setelah minggu 24-26 minimal 2 kali kontak, kunjungan ANC bisa lebih dari 4 kali sesuai kebutuhan dan jika ada keluhan, penyakit atau gangguan kehamilan. Kunjungan tersebut termasuk dalam kategori K4.

c) Penanganan komplikasi

Penanganan komplikasi adalah penanganan terhadap komplikasi kebidanan, penyakit menular maupun tidak menular serta masalah gizi yang terjadi pada waktu hamil, bersalin dan nifas. Pelayanan diberikan oleh tenaga kesehatan yang kompetensi. Komplikasi kebidanan, penyakit dan masalah gizi yang sering terjadi adalah: pendarahan, preeklamsia/eclampsia, persalinan macet, infeksi, abortus, malaria, HIV/AIDS, sifilis, tuberculosis (TBC), hipertensi, diabetes melitus, anemia gizi besi dan kurang energi kronis.

Selain itu tenaga penolong persalinan menjadi salah satu faktor penyebab kematian ibu. Berdasarkan permenkes RI No. 07 Tahun 2014 tentang pelayanan kesehatan sebelum hamil, masa hamil, persalinan, sesudah melahirkan, penyelenggara kontrasepsi serta pelayanan seksual meliputi tenaga kesehatan dan non kesehatan (Wardani, 2020):

- Persalinan Oleh Tenaga Kesehatan/Tenaga Medis

  Pertolongan persalinan oleh tenaga kesehatan adalah salah satu indikator dalam Standar Pelayanan Minimal (SPM) bidang kesehatan Kabupaten/Kota sebagaimana diatur dalam keputusan Menteri Kesehatan No. 43 Tahun 2016. Dalam pengertiannya SPM harus dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja pelayanan. Menurut Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia No. 97 Tahun 2014, Tenaga kesehatan/tenaga medis adalah tenaga professional di bidang kesehatan yang telah menyelesaikan atau menempuhstudi di bidang kesehatan dan mendapat legalisasi atau Surat Izin Praktek (SIP) dari menteri kesehatan. Tenaga kesehatan yang menolong persalinan meliputi dokter spesialis kebidanan, dokter umum, bidan dan perawat yang dilatih kebidanan.

Anemia merupakan salah satu faktor tidak langsung pada kematian ibu. Anemia pada ibu hamil adalah suatu kondisi di mana seorang wanita hamil memiliki lebih sedikit sel darah merah (eritrosit) dalam darahnya, atau massa hemoglobin masing-masing 10,5 g/dL pada trimester kedua dan 11 g/dL pada trimester pertama dan ketiga. Sehingga tidak dapat memenuhi fungsinya sebagai pembawa oksigen keseluruh jaringan tubuh (Nuraini, 2019). Salah satu faktor yang mempengaruhi anemia pada kehamilan adalah pola konsumsi Tablet Tambah Darah (TTD).

- Tablet Tambah Darah (TTD)

  TTD adalah suplemen zat besi dengan 60 mg unsur besi dan 0,25 mg asam folat dan 200 mg besi sulfat. Menurut Kementerian Kesehatan RI (2003), ibu hamil harus mengonsumsi satu tablet besi setiap hari selama 90 hari (tiga bulan), sedangkan WHO (2000) merekomendasikan suplementasi untuk ibu hamil dengan prevalensi anemia kurang dari 40% selama enam bulan kehamilan atau selama trimester ketiga. II dan III, di sisi lain, pemberian TTD harus dilanjutkan hingga tiga bulan setelahnya. persalinan pada ibu hamil dengan prevalensi anemia di bawah 40% (Silvia, 2012).

Kesehatan ibu setelah proses persalinan atau masa nifas juga perlu diperhatikan guna menekan angka kematian ibu karena 60% angka kematian ibu terjadi pada periode masa nifas (Muriati, 2018). Hal yang dapat dilakukan adalah dengan pemberian vitamin A pada ibu nifas. Menurut Depkes RI (2005) Vitamin A merupakan salah satu zat gizi penting yang larut dalam lemak dan di simpan dalam hati, tidak dapat dibuat oleh tubuh sehingga harus dipenuhi dari luar (*essensial*). Vitamin A perlu diberikan dan penting bagi ibu selama masa nifas. Menurut Aroni (2012) Pemberian kapsul vitamin A pada ibu nifas dapat menaikkan jumlah kandungan vitamin A dalam ASI sehingga secara tidak langsung bayi memperoleh manfaat tersebut. Menurut Depkes (2009) kapsul vitamin A merah (200.000 SI) diberikan pada masa nifas sebanyak 2 kali yaitu: satu kapsul vitamin A diminum segera setelah persalinan dan satu kapsul vitamin A kedua diminum 24 jam sesudah pemberian kapsul pertama