

Pemodelan Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline pada Kasus Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur

Euodia Putri Prastika¹, Bambang Widjanarko Otok^{1*} dan Purnhadi¹

¹ Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

*Corresponding author: bambang_wo@statistika.its.ac.id

Received: 16 September 2020

Accepted: 27 March 2021

Published: 30 March 2021

ABSTRACT – Kematian ibu menjadi salah satu masalah besar bagi negara Indonesia, karena ibu berperan penting dalam regenerasi manusia. Indonesia memiliki angka kematian ibu (AKI) tertinggi kedua di ASEAN. Nilai yang tinggi tersebut dipengaruhi oleh AKI provinsi-provinsi di Indonesia, termasuk Jawa Timur. Provinsi Jawa Timur termasuk tiga besar AKI tertinggi di Indonesia dengan nilai 91,45 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2018. Tingginya AKI berbanding positif dengan jumlah kematian ibu, artinya semakin tinggi AKI, maka semakin banyak jumlah kematian ibu. Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk mengurangi AKI adalah pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu dengan metode regresi. Penelitian ini menggunakan metode Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) dengan estimator generalized Poisson, sehingga menjadi metode Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Splines (MAGPRS). Model terbaik dari hasil analisis MAGPRS adalah model dengan BF=28, MI=2, dan MO=2. Setelah dilakukan backward stepwise, fungsi basis dari model tersebut menjadi 24, dimana akan menyusun persamaan MAGPRS. Variabel prediktor yang paling berpengaruh terhadap model secara berurutan adalah variabel persentase ibu nifas mendapat vitamin A, persentase peserta aktif KB, dan persentase kunjungan ibu hamil K4.

Keywords– BF, Jawa Timur, Jumlah Kematian Ibu, MAGPRS, MI, MO

I. INTRODUCTION

Seorang ibu diciptakan secara istimewa dapat menghasilkan keturunan (anak). Ibu berperan penting dalam regenerasi manusia, sehingga keberadaan ibu menjadi perhatian pemerintah di seluruh negara, termasuk Negara Indonesia. Masalah yang seringkali terjadi di Indonesia adalah kematian ibu. Kematian ibu adalah kematian yang terjadi saat kehamilan, atau selama 42 hari sejak terminasi kehamilan, tanpa memperhitungkan durasi dan tempat kehamilan, yang disebabkan atau diperparah oleh kehamilan atau pengelolaan kehamilan tersebut, tetapi bukan disebabkan oleh kecelakaan atau kebetulan [1]. Banyak program yang dicanangkan pemerintah Indonesia untuk mencegah kematian ibu berdasarkan program pembangunan berkelanjutan. Pembangunan berkelanjutan sendiri merupakan proses pembangunan (lahan, kota, bisnis, masyarakat, dan lain-lain) yang berprinsip “memenuhi kebutuhan sekarang tanpa mengorbankan pemenuhan kebutuhan generasi masa depan” [2]. Bersama dengan negara-negara Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB), Indonesia menyepakati dokumen Sustainable Development Goals (SDGs) periode 2015-2030. Salah satu tujuannya adalah memastikan kehidupan yang sehat dan mendukung kesejahteraan bagi semua untuk semua usia (tujuan ke-3), dimana salah satu targetnya adalah mengurangi rasio angka kematian ibu menjadi kurang dari 70 per 100.000 kelahiran. Rasio kematian ibu atau Angka Kematian Ibu (AKI) menurut BPS [3] adalah banyaknya kematian perempuan pada saat hamil atau selama 42 hari sejak terminasi kehamilan tanpa memandang lama dan tempat persalinan, yang disebabkan karena kehamilannya atau pengelolaannya, dan bukan karena sebab-sebab lain, per 100.000 kelahiran hidup. Berdasarkan Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS) pada tahun 2015, AKI di Indonesia mencapai angka 305 per 100.000 kelahiran dan menduduki ranking ke-2 terbanyak di ASEAN [4].

Besarnya AKI di Indonesia dipengaruhi oleh AKI provinsi-provinsi di Indonesia, termasuk AKI Jawa Timur. Provinsi Jawa Timur masuk tiga besar AKI tertinggi di Indonesia, dengan nilai AKI tahun 2018 adalah 91,45 per 100.000 kelahiran hidup. Menurut Dinas Kesehatan Pemerintah Provinsi Jawa Timur [5] ada tiga daerah di Jawa Timur yang memiliki AKI tertinggi, yaitu Kota Pasuruhan, Kota Blitar, dan Kabupaten Bondowoso pada tahun 2018.

Menurut BPS [6], AKI diperoleh dari jumlah kematian ibu dalam tahap hamil atau kelahiran dibagi dengan jumlah kelahiran hidup. Semakin banyak jumlah kematian ibu maka nilai AKI akan semakin tinggi. Salah satu upaya pencegahan jumlah kematian ibu yang semakin tinggi adalah dengan memodelkan jumlah kematian ibu dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi, agar dapat diketahui faktor apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Pemodelan ini membutuhkan informasi pola hubungan variabel prediktor dengan variabel respon, namun apabila tidak terdapat informasi pola hubungan dan bentuk fungsi maka analisis dapat dilakukan menggunakan pendekatan regresi nonparametrik, dimana salah satu metodenya adalah *multivariate adaptive regression spline* (MARS) [7]. Metode MARS ini difokuskan untuk mengatasi permasalahan dimensi tinggi, memperoleh prediksi nilai respon yang akurat, dan menghasilkan model knot yang kontinu berdasarkan nilai *generalized cross validation* (GCV) paling kecil [8], serta melibatkan banyak interaksi antar variabel [9]. Penelitian ini menggunakan estimator *generalized Poisson* pada metode MARS, sehingga menjadi metode kombinasi *Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Splines* (MAGPRS). Hal ini dilakukan karena pola data tidak linier, variabel respon merupakan variabel *count* (jumlah), dan

diduga berdistribusi Poisson. *Generalized Poisson* digunakan karena diduga asumsi distribusi Poisson tidak terpenuhi, yaitu nilai rata-rata tidak sama dengan varians. Metode ini dipilih juga berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, yaitu penelitian Nahriyah [10] tentang klasifikasi pasien HIV/AIDS di Kabupaten Pasuruan dengan membandingkan 2 metode yaitu MARS dan Bagging MARS, penelitian Hidayati [11] tentang taksiran parameter dan statistic uji MAGPRS, penelitian Wardani [12] tentang pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu di Jawa Timur Tahun 2013 dengan regresi binomial negatif, dan penelitian Khotimah [13] tentang pemodelan jumlah kematian ibu di Jawa Timur dengan regresi panel.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Regresi Poisson

Regresi Poisson termasuk regresi yang nonlinier [15], untuk memodelkan data cacahan / *count* [14]. Regresi Poisson menggambarkan hubungan antara variabel respon Y dan variabel prediktor X dengan mengasumsikan variabel Y berdistribusi Poisson. Model regresi Poisson (log-linier) didefinisikan secara bersamaan pada persamaan (1)

$$f(y_i | \mathbf{x}_i) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}, y_i = 0, 1, 2, \dots$$

$$\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \Leftrightarrow \ln(\mu_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \tag{1}$$

B. Generalized Poisson Regression

Metode *Generalized Poisson Regression* (GPR) merupakan salah satu model untuk mengatasi permasalahan *over/under dispersion*. Metode ini dikembangkan untuk menangani pelanggaran asumsi distribusi Poisson, yaitu rata-rata tidak sama dengan varians [16]. Model GPR memiliki tambahan parameter parameter θ sebagai parameter dispersi. Persamaan model *Generalized Poisson* adalah sebagai berikut [17].

$$f(y_i; \mu, \theta) = \left(\frac{\mu}{1 + \theta\mu}\right)^{y_i} \frac{(1 + \theta\mu)^{(y_i-1)}}{y_i!} \exp\left(\frac{-\mu(1 + \theta y_i)}{1 + \theta\mu}\right),$$

$$y_i = 0, 1, 2, \dots \tag{2}$$

Dimana nilai $\mu > 0$ dan $-\infty < \theta < \infty$. *Mean* dan *variens* adalah sebagai berikut.

$$E(y_i) = \mu \quad \text{Var}(y_i) = \mu(1 + \theta\mu)^2 \tag{3}$$

Model GPR adalah sebagai berikut.

$$\mu(\mathbf{x}) = \exp(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}) \tag{4}$$

Penaksiran parameter regresi *Generalized Poisson* menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan taksiran maksimum dari model regresi Poisson. Bentuk umum dari fungsi *likelihood* model regresi *Generalized Poisson* sebagai berikut.

$$L(\mu_i, \theta) = \prod_{i=1}^n \left[\left(\frac{\mu_i}{1 + \theta\mu_i}\right)^{y_i} \frac{(1 + \theta y_i)^{(y_i-1)}}{y_i!} \exp\left(\frac{-\mu_i(1 + \theta y_i)}{1 + \theta\mu_i}\right) \right] \tag{5}$$

dimana $\mu_i = \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})$. Fungsi $\ln L(\mu_i, \theta)$ adalah sebagai berikut.

$$\ln L(\mu_i, \theta) = \sum_{i=1}^n \left[y_i (\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) - y_i \ln(1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})) \right. \\ \left. + (y_i - 1) \ln(1 + \theta y_i) - \ln(y_i!) - \frac{\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})(1 + \theta y_i)}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})} \right] \tag{6}$$

Selanjutnya persamaan (6) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$, kemudian disamadengankan nol. Hal tersebut dilakukan untuk mendapatkan nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta}, \theta)}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \mathbf{x}_i - \frac{\theta y_i \mathbf{x}_i \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})} - (1 + \theta y_i) \left[\frac{\mathbf{x}_i \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})}{1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})} \right] \right. \\ \left. - \left[\frac{\theta \mathbf{x}_i (\exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}))^2}{(1 + \theta \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}))^2} \right] \right\} \tag{7}$$

Selanjutnya persamaan (6) diturunkan terhadap θ , kemudian disamadengankan nol. Hal tersebut dilakukan untuk mendapatkan nilai $\hat{\theta}$.

$$\frac{\partial \ln L(\beta, \theta)}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^n \left\{ -y_i \exp(x_i^T \beta) (1 + \theta \exp(x_i^T \beta))^{-1} + y_i (y_i - 1) (1 + \theta y_i)^{-1} - \exp(x_i^T \beta) \left[y_i (1 + \theta \exp(x_i^T \beta))^{-1} - (1 + \theta y_i) \exp(x_i^T \beta) (1 + \theta \exp(x_i^T \beta))^{-2} \right] \right\} \quad (8)$$

Penurunan fungsi *ln-likelihood* terhadap β^T dan θ menghasilkan persamaan yang implisit sehingga alternative penyelesaian menggunakan metode iterasi Newton-Raphson [15], seperti pada persamaan (9).

$$\hat{\beta}_{(m+1)} = \hat{\beta}_{(m)} - \mathbf{H}^{(-1)}(\hat{\beta}_{(m)}) g(\hat{\beta}_{(m)}) \quad (9)$$

dimana $\hat{\beta}_{(m)}$ adalah nilai taksiran parameter pada saat iterasi ke-*m*. $g(\hat{\beta}_{(m)})$ adalah vektor gradient dengan parameter $(\hat{\beta}_{(m)})$, $\mathbf{H}(\hat{\beta}_{(m)})$ adalah matriks Hessian dengan parameter $\hat{\beta}_{(m)}$.

C. Pengujian Equidispersi pada Regresi Poisson

Kasus *equidispersion* dapat dideteksi dengan statistika Khi Kuadrat Pearson. Nilai ini sama dengan rasio varians terhadap rata-rata (*variance-to-mean ratio*) atau disebut indeks disperse. Jika nilai disperse kurang dari 1 maka dikatakan underdispersi, dan sebaliknya jika nilai disperse lebih dari 1 maka overdispersi, dimana statistik uji Khi Kuadrat Pearson adalah sebagai berikut [18].

$$VT = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \bar{y})^2}{\bar{y}} = (n-1) \frac{s^2}{\bar{y}} \quad (10)$$

Pengujian equidispersi juga dapat dilakukan dengan *software* R dengan menggunakan *package* AER. Pengujian ini merupakan implementasi uji disperse yang di kembangkan oleh [15]. Hipotesis pada pengujian ini adalah.

$$H_0 : \text{Var}(Y) = \mu_i$$

$$H_1 : \text{Var}(Y) = \mu_i + ag(.),$$

a adalah nilai koefisien yang diperkirakan oleh regresi OLS $T = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [(Y_i - \hat{\mu}_i)^2 - Y_i]$, sedangkkan *g(.)* adalah suatu

fungsi tertentu.

D. Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)

Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) digunakan apabila tidak terdapat informasi mengenai bentuk fungsi dan tidak jelasnya pola hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon [7]. Metode MARS sering digunakan karena tidak mengasumsikan tipe khusus seperti hubungan (linier, kuadratik, dan kubik) diantara variabel prediktor dan respon, atau dengan kata lain hubungan variabel respon dan prediktor tidak diketahui [8].

Pemodelan MARS dilakukan dengan memperhatikan Basis Fungsi (BF), Maksimum Interaksi (MI), dan Minimum Observasi (MO) [9]. BF adalah suatu fungsi untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor. Jumlah maksimum BF adalah dua sampai empat kali jumlah variabel prediktor. MI adalah banyaknya interaksi yang bisa terjadi pada model. Jumlah interaksi maksimum yaitu 1, 2, dan 3. Jika lebih dari tiga maka model yang dihasilkan sangat kompleks sehingga sulit untuk diinterpretasikan. MO adalah jumlah pengamatan yang paling minimal antar knot. Jumlah MO yang digunakan adalah 0, 1, 2, dan 3.

Persamaan umum model MARS adalah sebagai berikut Friedman, 1991).

$$y_i = \alpha_0 + \sum_{m=1}^M \alpha_m B_m(x_i) + \varepsilon_i \quad (11)$$

dimana α_0 adalah koefisien konstanta dari basis fungsi β_0 , α_m adalah merupakan koefisien dari basis fungsi ke-*m*, serta $\beta_m(x) = \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(x_{v(k,m)} - t_{km})]$.

Estimator MARS menurut Friedmen (1991) dinyatakan dalam persamaan (12).

$$\hat{f}(x_i) = \hat{\alpha}_0 + \sum_{m=1}^M \hat{\alpha}_m B_m(x_i) \quad (12)$$

dimana $B_{mi}(x_i) = \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km}(x_{v(k,m)i} - t_{km})]$, dengan $x_{v(k,m)i} \in \{x_j\}_{j=1}^p$ dan $t_{km} \in \{x_{v(k,m)i}\}_{i=1}^n$

Apabila $s_{km} = +1$, maka $(x_{v(k,m)i} - t_{km})_+ = \begin{cases} x_{v(k,m)i} - t_{km}, & \text{jika } x_{v(k,m)i} > t_{km}, \text{ dan} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases}$

Apabila $s_{km} = -1$, maka

$$(x_{v(k,m)i} - t_{km})_+ = \begin{cases} t_{km} - x_{v(k,m)i}, & \text{jika } t_{km} > x_{v(k,m)i}, \text{ dan} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \tag{13}$$

Persamaan $B_{mi}(x_i)$ jika dinyatakan menjadi satu kesatuan.

$$B_{mi}(x_i) = \left[\max(s_{km}(x_{v(k,m)i} - t_{km}), 0) \right]_+ \tag{14}$$

Keterangan :

$\hat{\alpha}_0$: parameter dugaan basis fungsi konstan.

$\hat{\alpha}_m$: parameter dugaan basis fungsi *nonconstant* ke- m .

M : banyaknya basis fungsi *nonconstant*.

K_m : maksimum interaksi pada fungsi basis ke- m .

S_{km} : tanda/sign fungsi basis, bernilai ± 1 , bernilai +1 jika knot terletak disebelah kanan atau -1 jika knot terletak disebelah kiri sub wilayah, merupakan fungsi basis interaksi ke- k dan fungsi basis ke- m .

$x_{v(k,m)i}$: variabel x ke- v , dimana v adalah indeks salah satu variabel x yang berkaitan dengan interaksi ke- k dan fungsi basis ke- m dalam fungsi MARS.

t_{km} : nilai knot pada interaksi ke- k dan fungsi basis ke- m .

$B_{mi}(x_i)$: Fungsi basis ke- m .

Pengujian parameter MARS secara serentak hipotesisnya adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_M = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \alpha_h \neq 0, h = 1, \dots, M$$

Statistik uji pengujian parameter MARS secara serentak adalah sebagai berikut [14].

$$G^2 = -2 \ln \Lambda = -2 \ln \left\{ \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right\} = 2 \left(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}) \right) \tag{15}$$

Tolak H_0 jika $G^2 > \chi^2_{\alpha, v}$ dimana $v = n(\Omega) - n(\omega)$.

Pengujian parameter MARS secara parsial hipotesisnya adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \alpha_h = 0$$

$$H_1 : \alpha_h \neq 0, h = 1, \dots, m$$

Statistik uji pengujian parameter MARS secara parsial adalah sebagai berikut [19].

$$t = \frac{\hat{\alpha}_h}{se(\hat{\alpha}_h)}$$

$$se(\hat{\alpha}_h) = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - k - 1} \right) C_{hh}} \tag{16}$$

dimana C_{jj} adalah elemen-elemen pada diagonal utama matriks $(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1}$. Tolak H_0 jika $|t| > t_{(\alpha/2, v_2)}$ atau $P\text{-value} < \alpha$, $v_2 = n - k$, k merupakan banyaknya fungsi basis yang berkontribusi terhadap model.

E. Generalized Cross Validation (GCV)

Tahap awal dalam MARS adalah menentukan titik knot (titik perubahan perilaku). Pemilihan knot pada MARS menggunakan algoritma *forward stepwise* dan *backward stepwise* dengan melihat nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) terkecil [9]. Rumus GCV seperti pada persamaan (17) sebagai berikut [9]

$$GCV(M) = \frac{MSE}{\left[1 - \frac{C(\tilde{M})}{n} \right]^2} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{C(\tilde{M})}{n} \right]^2} \tag{17}$$

dimana,

$$C(\tilde{M}) = C(M) + d.M, \hat{f}_M(x_i) = \hat{\alpha}_0 + \sum_{m=1}^M \hat{\alpha}_m \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km}(x_{v(k,m)i} - t_{km})] \tag{18}$$

berikut.

n : Jumlah data

M : Jumlah fungsi basis pada MARS

$C(\tilde{M})$: Fungsi kompleks

$$C(M) : trace[\mathbf{B}(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T] + 1$$

d : Derajat interaksi. Friedman (1991) menyarankan $d=2$ untuk model aditif dan $d=3$ untuk model interaksi

y_i : Nilai variabel respon ke- i

$\hat{f}_M(\mathbf{x}_i)$: Nilai taksiran variabel respon pada fungsi basis M .

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_i]^2}{\sum_{i=1}^n [y_i - \bar{y}_i]^2} \quad [19] \tag{18}$$

Model terbaik MARS adalah model dengan nilai GCV terkecil dan nilai R^2 terbesar.

Analisis kepentingan variable di perlukan untuk memaksimalkan sistem penyeleksian. Analisis ini dapat digunakan apabila variabel prediktor lebih dari satu. Nilai kepentingan variabel prediktor pada *package R earth* mengacu pada tiga kriteria, yaitu *nsubset*, GCV, dan RSS. *nsubset* adalah ketika variabel yang banyak berkontribusi pada suatu himpunan maka akan lebih penting. Berdasarkan GCV dan RSS, variabel yang paling penting adalah variabel yang paling banyak menyebabkan GCV dan RSS menurun.

F. Koefisien Korelasi

Koefisien korelasi berguna untuk mengetahui hubungan linier antara dua variabel, dimana rentangnya $-1 \leq r_{xy} \leq 1$. Dua variabel dikatakan memiliki hubungan apa bila nilai koefisien korelasi mendekati 1 atau -1, sedangkan tidak memiliki hubungan apabila nilainya mendekati 0. Rumus koefisien korelasi Spearman adalah sebagai berikut [20].

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right) \left(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2\right)}} \tag{19}$$

Pengujian korelasi antar variabel, hipotesisnya sebagai berikut.

$H_0 : \rho_{x,y} = 0$ (tidak terdapat hubungan antar variabel)

$H_1 : \rho_{x,y} \neq 0$ (terdapat hubungan antar variabel)

Statistik uji pengujian korelasi antar variabel adalah sebagai berikut [21].

$$t = \frac{r_{x,y} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-(r_{x,y})^2}} \tag{20}$$

Tolak H_0 jika $|t| > t_{(\alpha/2, (n-2))}$

G. Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline (MAGPRS)

MAGPRS adalah metode pengembangan dari MARS dimana panaksiran parameter dan pengujian parameter berdasarkan penelitian Hidayati, Otok, dan Purhadi (2019). Model ini menggabungkan *Generalized Poisson Regression* dengan MARS. Model MAGPRS dituliskan seperti berikut ini.

$$\begin{aligned}
 Y_i &\sim GP(u_i, \theta) \\
 \ln \mu_i = f(\mathbf{x}_i) &= \alpha_0 + \sum_{m=1}^M \alpha_m \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km}(x_{v(k,m)i} - t_{km})] \\
 &= \alpha_0 + \sum_{m=1}^M \alpha_m B_{mi}(\mathbf{x}_i) \\
 \mu_i &= \exp\left(\alpha_0 + \sum_{m=1}^M \alpha_m B_{mi}(\mathbf{x}_i)\right) = \exp(\beta_i^T \bar{\alpha}) \\
 \mu_i &= \exp(\mathbf{B}\mathbf{a}) \\
 \ln(\mu_i) &= \mathbf{B}\mathbf{a}
 \end{aligned} \tag{21}$$

Estimasi parameter MAGPRS menggunakan WLS, dimana erornya adalah $\varepsilon = Y - E(Y) = Y - \mu = Y - \exp(\mathbf{B}\mathbf{a}) = \ln(Y) - (\mathbf{B}\mathbf{a})$ menggunakan asumsi pembobot varians dari Y berupa matriks \mathbf{W} .

Matriks \mathbf{W} merupakan matriks diagonal pembobot berukuran $n \times n$ dengan elemen diagonalnya $\frac{1}{w_i}$, dimana $\frac{1}{w_i} = \frac{1}{\mu_i(1+\theta\mu_i)^2}$ dan n adalah banyaknya observasi. Estimasi parameter didapatkan dengan meminumkan jumlah derajat error, dimana derajat erornya adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \psi &= \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W} \boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{y} - \mathbf{B}\boldsymbol{\alpha})^T \mathbf{W} (\mathbf{y} - \mathbf{B}\boldsymbol{\alpha}) \\ \psi &= \mathbf{y}^T \mathbf{W} \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{W} \mathbf{B} \boldsymbol{\alpha} - \mathbf{B}^T \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{W} \mathbf{y} + \mathbf{B}^T \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{W} \mathbf{B} \boldsymbol{\alpha} \end{aligned} \tag{22}$$

Jumlah derajat error diturunkan parsial pertama terhadap $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ dan disamadengankan 0, sehingga didapatkan nilai estimasi sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{WLS} = (\mathbf{B}^T \mathbf{W} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{W} \mathbf{B} \mathbf{y} \tag{23}$$

Estimasi model MAGPRS sebagai berikut [22].

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \ln(\hat{\mu}) = \mathbf{B}\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \mathbf{B}(\mathbf{B}^T \mathbf{W} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{W} \mathbf{B} \mathbf{y} \tag{24}$$

Pengujian serentak MAGPRS menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT), dan pengujian parameter secara parsial menggunakan statistik uji T. Hipotesis pengujian serentak adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_M = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \alpha_m \neq 0, m = 1, \dots, M$$

sehingga diperoleh hasil sebagai berikut [22].

$$\begin{aligned} \hat{G}^2 &= -2 \ln \Lambda = 2 \left(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}) \right) \\ &= 2 \left[\sum_{i=1}^n y_i (\mathbf{B}\hat{\boldsymbol{\alpha}}) - \sum_{i=1}^n y_i \ln(\hat{\alpha}_0) + \sum_{i=1}^n y_i \frac{\ln(1 + \hat{\theta} \exp(\hat{\alpha}_0))}{\ln(1 + \hat{\theta} \exp(\mathbf{B}\hat{\boldsymbol{\alpha}}))} \right. \\ &\quad \left. - \sum_{i=1}^n \exp(\mathbf{B}\hat{\boldsymbol{\alpha}}) (1 + \hat{\theta} y_i) (1 + \hat{\theta} \exp(\mathbf{B}\hat{\boldsymbol{\alpha}}))^{-1} \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i=1}^n \exp(\hat{\alpha}_0) (1 + \hat{\theta} y_i) (1 + \hat{\theta} \exp(\hat{\alpha}_0))^{-1} \right] \end{aligned} \tag{25}$$

\hat{G}^2 bedistribusi χ^2 , sehingga $\hat{G}^2 \sim \chi^2_{\alpha, v}$ dimana $v = n(\Omega) - n(\omega)$. Daerah penolakan dari hasil parameter yang diperoleh merupakan suatu nilai *ln likelihood* dibawah H_0 dan populasi. Tolak H_0 jika $\hat{G}^2 \sim \chi^2_{\alpha, v}$. Jika H_0 ditolak pada pengujian serentak, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara parsial.

Pengujian secara parsial dilakuakn untuk mengetahui variabel prediktor mana yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap variabel respon pada fungsi basis didalam model. Hipotesis pengujian secara individu atau parsial adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \alpha_m = 0$$

$$H_1 : \alpha_m \neq 0, m = 1, \dots, M$$

Statistik Uji :

$$z = \frac{\hat{\alpha}_m}{se(\hat{\alpha}_m)} \tag{26}$$

dimana,

$$se(\hat{\alpha}_m) = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - k - 1} \right) C_{mm}}$$

C_{jj} adalah elemen-elemen pada diagonal utama matriks $(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1}$. Tolak H_0 jika $|z| > z_{(\alpha/2)}$ atau *P-value* < α artinya bahwa semua fungsi basis yang terpilih dalam model *Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline* (MAGPRS) memiliki pengaruh terhadap variabel respon.

H. Angka Kematian Ibu

Kematian ibu adalah kematian yang terjadi saat kehamilan, atau selama 42 hari sejak terminasi kehamilan, tanpa memperhitungkan durasi dan tempat kehamilan, yang disebabkan atau diperparah oleh kehamilan atau pengelolaan kehamilan tersebut, tetapi bukan disebabkan oleh kecelakaan atau kebetulan [1]. Menurut Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, indikator-indikator yang diduga mempengaruhi kematian ibu adalah ibu hamil yang melaksanakan program K1, ibu hamil yang melaksanakan program K4, pasangan yang melakukan program KB, komplikasi kebidanan

yang ditolong oleh tenaga kesehatan, ibu hamil yang mendapatkan zat besi Fe3, ibu hamil yang mendapatkan imunisasi TT2+, banyak tenaga kesehatan, pelayanan kesehatan ibu nifas, ibu nifas yang mendapat vitamin A, dan rumah tangga berperilaku bersih dan sehat.

III. METODE PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang didapat dari publikasi Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, yaitu Profil Kesehatan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2018. Data yang dipakai adalah jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur Tahun 2018 beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhi.

B. Variabel Penelitian

Variabel respon dan prediktor yang digunakan dalam penelitian dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 2. Data Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Jumlah Kematian Ibu
X ₁	Persentase Kunjungan Ibu Hamil K1
X ₂	Persentase Kunjungan Ibu Hamil K4
X ₃	Persentase Ibu Nifas Mendapat Vitamin A
X ₄	Persentase Persalinan Ditolong Tenaga Kesehatan
X ₅	Persentase Ibu Hamil Mendapat Tablet Fe3
X ₆	Persentase Penanganan Komplikasi Kebidanan
X ₇	Persentase Peserta KB Aktif

C. Langkah Penelitian

Langkah-langkah analisis data yang digunakan dalam melakukan penelitian ini sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kematian ibu di Provinsi Jawa Timur dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.
2. Melakukan pengujian *equidispersion*
3. Melakukan pemodelan MAGPRS dengan mengkombinasikan besarnya *Basis Function* (BF) yaitu 14, 21, dan 28, *Maximum Interaction* (MI) yaitu 1,2, dan 3, dan *Minimum Observation* (MO) yaitu 0,1,2, dan 3
4. Menentukan model terbaik dari MAGPRS berdasarkan nilai GCV terkecil
5. Melakukan pengujian simultan dan parsial model MAGPRS untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon.
6. Melakukan interpretasi model MAGPRS.
7. Melakukan analisis kepentingan variabel prediktor terhadap variabel respon dengan menggunakan GCV.
8. Membuat kesimpulan dari hasil analisis.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2018 dan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh.

Analisis statistika deskriptif dilakukan untuk mengetahui karakteristik data seperti pada Lampiran 1 dalam hal *mean*, *varians*, nilai maksimal dan nilai minimal. Statistika deskriptif dari jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2018 beserta faktor-faktor yang diduga berpengaruh tercantum pada Tabel 2.

Tabel 2. Karakteristik Jumlah Kematian Ibu dan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh

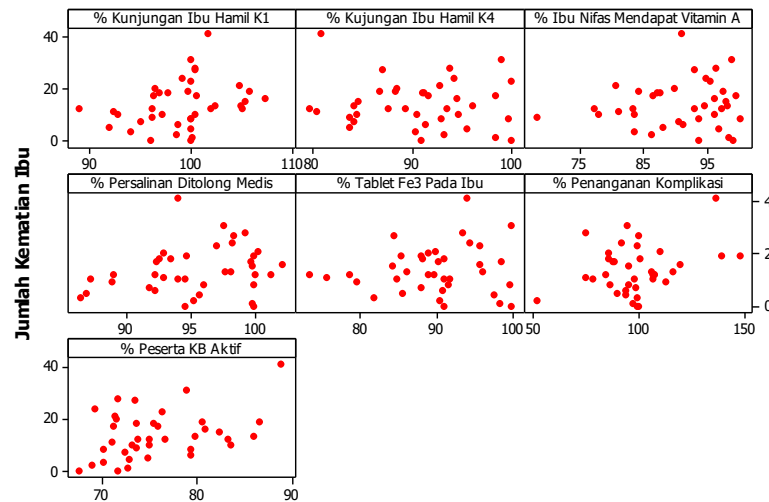
Variabel	Mean	Varians	Min	Maks
y	13,737	82,253	0	41
x ₁	99,120	17,013	88,947	107,444
x ₂	90,668	32,752	79,601	100,003
x ₃	90,674	55,782	68,306	100,000
x ₄	95,509	18,195	86,456	102,264
x ₅	89,781	43,742	73,137	99,963
x ₆	98,718	323,146	51,460	147,894
x ₇	75,815	28,201	67,696	88,849

Catatan : Data persentase lebih dari 100% karena data yang menjadi pembanding adalah data awal ibu hamil yang terdaftar pada perangkat kesehatan saja, sedangkan dipertengahan perjalanan pelayanan, terdapat penambahan ibu hamil yang menyebabkan jumlah pembanding lebih kecil.

Tabel 2 menginformasikan bahwa variabel respon (y) yaitu jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2018 memiliki nilai rata-rata sebesar 13,737. Nilai varians jumlah kematian ibu sebesar 82,253 yang artinya, data jumlah kematian ibu cukup beragam. Jumlah kematian ibu terendah adalah sebesar 0, yang artinya tidak ada kematian ibu terjadi di Kota Madiun dan Kota Batu, sedangkan jumlah kematian ibu tertinggi adalah sebesar 41 kematian ibu yang terjadi di Kabupaten Jember. Variansi dari variabel predictor sangat beragam di setiap kabupaten/kota, dimana variasi tertinggi adalah pada variabel persentase penanganan komplikasi kebidanan (x_6).

B. Pola Hubungan antara Jumlah Kematian Ibu dengan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhinya

Gambar 1 merupakan *scatterplot* antara jumlah kematian ibu dengan variabel yang diduga berpengaruh, yaitu persentase kunjungan ibu hamil K1, persentase kunjungan ibu hamil K4, persentasi ibu nifas mendapat vitamin A, persentase persalinan ditolong tenaga kesehatan, persentase ibu hamil mendapat tablet Fe3, persentase penanganan komplikasi pada ibu hamil, dan persentase peserta KB aktif.



Gambar 1. Scatterplot Variabel Respon dan Prediktor

Berdasarkan Gambar 1 diperoleh informasi bahwa pola hubungan antara jumlah kematian ibu di Jawa Timur dengan variabel-variabel yang diduga berpengaruh tidak membentuk pola tertentu. Hal tersebut berarti apabila jumlah kematian ibu di Jawa Timur tinggi maka ketujuh variabel terduga tersebut belum tentu tinggi atau rendah, dan sebaliknya. Sehingga seluruh variabel yang diduga berpengaruh terhadap jumlah kematian ibu merupakan komponen nonparametrik

C. Pendeteksi Equidispersi

Penelitian ini menggunakan uji Khi Kuadrat Pearson dan *software* R untuk menguji equidispersion sesuai dengan persamaan (10). Hasil dari uji Khi Kuadrat Pearson pada variabel respon dengan perhitungan manual persamaan (10) diperoleh nilai VT adalah 221,561. Nilai VT tersebut lebih dari 1 sehingga tidak terjadi equidispersi, namun data mengalami overdispersi.

Pengujian ekuidispersi juga dilakukan dengan *software* R didapatkan *output* nilai dispersi sebesar 4.242 dan *p-value* sebesar 0,007. *P-value* kurang dari α (0,05), sehingga menghasilkan keputusan tolak H_0 yang berarti varians tidak sama dengan rata-rata atau data tersebut mengalami overdispersi. Pengujian equidispersi dengan uji Khi Kuadrat Pearson dan *software* R menghasilkan kesimpulan yang sama, yaitu terjadi overdispersi pada data, sehingga metode *generalized poisson* cocok diterapkan.

D. Model MAGPRS Terbaik

Pembentukan model MAGPRS memperhatikan tiga komponen, yaitu basis fungsi (BF), maksimum interaksi (MI), dan minimum observasi (MO). Variabel prediktor yang diduga berpengaruh berjumlah 7 variabel sehingga kombinasi BF adalah 14, 21, dan 28. MI yang digunakan pada penelitian ini adalah 1, 2, dan 3. MO yang digunakan dalam penelitian ini adalah 0, 1, 2, dan 3. GCV dan R^2 dari kombinasi BF, MI, MO tercantum pada Tabel 3. Berdasarkan Tabel 3, kombinasi BF, MI, dan MO terbaik adalah kombinasi nomer 31, karena memiliki nilai GCV paling kecil, yaitu 0.0001198 dan nilai R^2 sebesar 0,9766097. Model terbaik tersebut pada BF=28, MI=2, dan MO=2. Kemudian dilakukan backward stepwise pada basis fungsi, maka menjadi 24 basis fungsi.

Tabel 3. Hasil Percobaan Pembentukan Model MAGPRS antara Jumlah Kematian Ibu dengan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh

Nomer Model	Kombinasi			GCV	R ²
	BF	MI	MO		
1	14	1	0	0,0008815	0,8278344
2	14	1	1	0,0004777	0,9066987
3	14	1	2	0,0005037	0,9016153
4	14	1	3	0,0004956	0,9031969
5	14	2	0	0,0007525	0,8530196
6	14	2	1	0,0005329	0,8959253
7	14	2	2	0,0004221	0,9175526
8	14	2	3	0,0004934	0,9036391
9	14	3	0	0,0007525	0,8530196
10	14	3	1	0,0005388	0,8947716
11	14	3	2	0,0004221	0,9175526
12	14	3	3	0,0004934	0,9036391
13	21	1	0	0,0007931	0,8450992
14	21	1	1	0,000281	0,9451184
15	21	1	2	0,0002484	0,9514781
16	21	1	3	0,0003525	0,9311494
17	21	2	0	0,0006304	0,8768721
18	21	2	1	0,0003842	0,9249683
19	21	2	2	0,0002063	0,9597152
20	21	2	3	0,0003653	0,9286499
21	21	3	0	0,0006304	0,8768721
22	21	3	1	0,0002962	0,9421393
23	21	3	2	0,0002063	0,9597152
24	21	3	3	0,0003653	0,9286499
25	28	1	0	0,0006211	0,878686
26	28	1	1	0,0002091	0,9591564
27	28	1	2	0,0001343	0,9737682
28	28	1	3	0,0003334	0,9348749
29	28	2	0	0,0002531	0,950571
30	28	2	1	0,0002424	0,9526618
31	28	2	2	0,0001198	0,9766097
32	28	2	3	0,0002451	0,9521313
33	28	3	0	0,0002531	0,950571
34	28	3	1	0,0002737	0,946538
35	28	3	2	0,0001206	0,9764509
36	28	3	3	0,0002451	0,9521313

E. Pengujian Simultan Model MAGPRS Terbaik

Pengujian simultan bertujuan untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor secara serentak terhadap variabel respon. Hasil uji simultan dengan bantuan *software* R yang sesuai dengan persamaan (26) tercantum pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Simultan Model MAGPRS Terbaik

G ²	$\chi^2_{(0,05;23)}$	Keputusan
1793.918	35.172	Tolak H ₀

Tabel 4 memberi informasi bahwa didapatkan G² sebesar 179,918 yang lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;23)}$, sehingga menghasilkan keputusan tolak H₀. Kesimpulan dari pengujian simultan adalah paling sedikit ada satu fungsi basis yang memuat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon. Selanjutnya akan dilakukan uji parsial.

F. Uji Parsial

Uji parsial dilakukan untuk mengetahui basis fungsi yang berpengaruh signifikan terhadap model. Tabel 5 merupakan *output* dari pengujian parsial pada penelitian ini.

Pengujian parsial dilakukan dengan membandingkan |nilai z| pada masing-masing basis fungsi dengan z_{tabel}. z_{tabel} pada penelitian ini adalah z_{0,025} = 1,96. Berdasarkan Tabel 4.6 diketahui bahwa |nilai z| seluruh fungsi basis memiliki nilai yang lebih besar dari z_{0,025}, sehingga menghasilkan kesimpulan tolak H₀. Kesimpulan dari pengujian parsial adalah semua fungsi basis yang terpilih dalam model MAGPRS berpengaruh signifikan terhadap variabel respon, yang adalah jumlah kematian ibu di Jawa Timur.

Tabel 5. Hasil Pengujian Parsial Parameter Model MAGPRS Terbaik

Parameter	Nilai Taksiran	SE	z	P-value
(Intercept)	21,1	0,000	2,65.10 ¹⁵	0,000
h(X ₇ -72.8313)	-254	0,000	-4,34.10 ¹⁷	0,000
h(72.8313-X ₇)	95,1	0,000	5,06.10 ¹⁶	0,000
h(X ₃ -98.778)	115000	0,000	1,75.10 ¹⁷	0,000
h(98.778-X ₃)	191	0,000	3,53.10 ¹⁷	0,000
h(X ₁ -98.6576)	148	0,000	1,78.10 ¹⁷	0,000
h(98.6576-X ₁)	-385	0,000	-2,94.10 ¹⁷	0,000
h(X ₂ -98.3972)	-1680	0,000	-4,55.10 ¹⁷	0,000
h(98.3972-X ₂)	246	0,000	5,49.10 ¹⁷	0,000
h(98.6576-X ₁)*h(X ₃ -83.5462)	-64	0,000	-3,84.10 ¹⁷	0,000
h(98.6576-X ₁)*h(83.5462-X ₃)	-211	0,000	-6,25.10 ¹⁷	0,000
h(X ₆ -89.6465)*h(72.8313-X ₇)	-159	0,000	-7,08.10 ¹⁷	0,000
h(89.6465-X ₆)*h(72.8313-X ₇)	-55.1	0,000	-4,93.10 ¹⁷	0,000
h(X ₁ -97.2565)*h(98.778-X ₃)	-38.7	0,000	-1,64.10 ¹⁷	0,000
h(X ₆ -97.9622)	14.8	0,000	1,31.10 ¹⁷	0,000
h(97.9622-X ₆)	105	0,000	3,21.10 ¹⁷	0,000
h(X ₃ -98.778)*X ₇	-1560	0,000	-1,68.10 ¹⁷	0,000
h(X ₅ -91.5021)*h(X ₇ -72.8313)	85,7	0,000	6,11.10 ¹⁷	0,000
h(91.5021-X ₅)*h(X ₇ -72.8313)	6,02	0,000	9,58.10 ¹⁶	0,000
h(X ₄ -95.3338)*h(97.9622-X ₆)	0,43	0,000	5,38.10 ¹⁵	0,000
h(95.3338-X ₄)*h(97.9622-X ₆)	-16,9	0,000	-1,57.10 ¹⁷	0,000
h(X ₅ -90.946)	-57,8	0,000	-6,12.10 ¹⁶	0,000
h(98.778-X ₃)*h(X ₄ -92.3872)	14,6	0,000	7,74.10 ¹⁶	0,000
h(98.778-X ₃)*h(92.3872-X ₄)	17,7	0,000	3,18.10 ¹⁷	0,000
θ	-0,367	0,027	-13,518	0,000

G. Interpretasi Model MAGPRS Terbaik

Pemodelan pada penelitian ini adalah sesuai model umum MAGPRS. Persamaan model MAGPRS jumlah kematian ibu di Jawa Timur adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp \left[\begin{aligned} &0,02105783-0,3849239*h(98,6576-X_1)+0,1482016*h(X_1-98,6576) \\ &+0,2464435*h(98,3972-X_2)-1,6793*h(X_2-98,3972) \\ &+0,190538*h(98,778-X_3)+114,746*h(X_3-98,778) \\ &-0,05784128*h(X_3-90,946)+0,104468*h(97,9622-X_6) \\ &+0,0148089*h(X_6-97,9622)+0,09511318*h(72,8313-X_7) \\ &-0,254227*h(X_7-72,8313)-1,562888*h(X_3-98,778)*X_7 \\ &-0,03869788*h(X_1-97,2565)*h(98,778-X_3) \\ &-0,0640392*h(98,6576-X_1)*h(X_3-83,5462) \\ &-0,2104967*h(98,6576-X_1)*h(83,5462-X_3) \\ &+0,01461118*h(98,778-X_3)*h(X_4-92,3872) \\ &+0,01772304*h(98,778-X_3)*h(92,3872-X_4) \\ &-0,01690982*h(95,3338-X_4)*h(97,9622-X_6) \\ &+0,000430426*h(X_4-95,3338)*h(97,9622-X_6) \\ &+0,006016684*h(91,5021-X_5)*h(X_7-72,8313) \\ &+0,08568682*h(X_5-91,5021)*h(X_7-72,8313) \\ &-0,05511934*h(89,6465-X_6)*h(72,8313-X_7) \\ &-0,1585744*h(X_6-89,6465)*h(72,8313-X_7) \end{aligned} \right]$$

dimana persamaan BFnya adalah sebagai berikut.

- | | |
|-----------------------------------|--|
| BF1 = h(98.6576-X ₁) | BF12 = X ₇ h(X ₁ -97.2565) |
| BF2 = h(X ₁ -98.6576) | BF13 = h(X ₃ -83.5462) |
| BF3 = h(98.3972-X ₂) | BF14 = h(83.5462-X ₃) |
| BF4 = h(X ₂ -98.3972) | BF15 = h(X ₄ -92.3872) |
| BF5 = h(98.778-X ₃) | BF16 = h(92.3872-X ₄) |
| BF6 = h(X ₃ -98.778) | BF17 = h(95.3338-X ₄) |
| BF7 = h(X ₅ -90.946) | BF18 = h(X ₄ -95.3338) |
| BF8 = h(97.9622-X ₆) | BF19 = h(91.5021-X ₅) |
| BF9 = h(X ₆ -97.9622) | BF20 = h(X ₅ -91.5021) |
| BF10 = h(72.8313-X ₇) | BF21 = h(89.6465-X ₆) |

$$BF11 = h(X_7-72.8313) \quad BF22 = h(X_6-89.6465)$$

Berdasarkan model MAGPRS diatas diperoleh 23 basis fungsi yang dapat diinterpretasikan. Berikut adalah beberapa interpretasi basis fungsi.

$$1. \quad -0,3849239 * BF1 = -0,3849239 * h(98,6576 - X_1)$$

$$-0,3849239 * h(98,6576 - X_1) = \begin{cases} (98,6576 - X_1); X_1 < 98,6576 \\ 0; X_1 \geq 98,6576 \end{cases}$$

Artinya, untuk kabupaten/kota yang memiliki persentase kunjungan ibu hamil K1 kurang dari 98,6576%, apabila kunjungan ibu hamil K1 bertambah 1% maka jumlah kematian ibu akan menurun sebesar $exp(0,3849239)$, jika basis fungsi yang lain konstan.

$$2. \quad -0,05784128 * BF7 = -0,05784128 * h(X_5 - 90,946)$$

$$-0,05784128 * h(X_5 - 90,946) = \begin{cases} (X_5 - 90,946); X_5 > 90,946 \\ 0; X_5 \leq 90,946 \end{cases}$$

Artinya, untuk kabupaten/kota yang memiliki persentase pemberian Fe3 pada ibu hamil lebih dari 90,946%, apabila pemberian Fe3 pada ibu hamil bertambah 1% maka jumlah kematian ibu akan menurun sebesar $exp(0,05784128)$, jika basis fungsi yang lain konstan.

$$3. \quad -0,05511934 * BF21 * BF10$$

$$= -0,05511934 * h(89,6465 - X_6) * h(72,8313 - X_7)$$

$$= \begin{cases} h(89,6465 - X_6); X_6 < 89,6465 \\ h(72,8313 - X_7); X_7 < 72,8313 \\ 0, \text{ketika} \rightarrow X_6 \geq 89,6465; X_7 \geq 72,8313 \end{cases}$$

Artinya, untuk kabupaten/kota yang memiliki persentase penanganan komplikasi kebidanan kurang dari 89,6465% dan persentase rumah tangga yang mengikuti KB aktif kurang dari 72,8313%, apabila penanganan komplikasi kebidanan dan rumah tangga yang mengikuti KB bertambah 1% maka jumlah kematian ibu akan menurun sebesar $exp(0,05511934)$, jika basis fungsi yang lain konstan.

Berdasarkan *output* R, dapat diketahui bahwa tiga variabel prediktor yang paling berpengaruh terhadap model berdasarkan tiga kriteria yaitu *nsubset*, GCV, dan RSS adalah variabel X_3 , X_7 , dan X_2 vitamin A (X_3) adalah 22, variabel peserta KB aktif (X_7) nilainya adalah 22, dan nilai GCV variabel kunjungan ibu hamil K4 (X_2) nilainya adalah 21.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan yaitu rata-rata jumlah kematian ibu di Jawa Timur tahun 2018 sebesar 13.737. Model terbaik untuk memodelkan jumlah kematian ibu adalah model MAGPRS dengan kombinasi BF=28, MI=2, MO=2. Semua basis fungsi pada model terbaik berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kematian ibu. Variabel prediktor yang paling berpengaruh terhadap model secara berurutan adalah variabel persentase ibu nifas mendapat vitamin A, persentase peserta aktif KB, dan persentase kunjungan ibu hamil K4.

Saran yang dapat direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya adalah lebih mengkaji beberapa faktor penduga penyebab jumlah kematian ibu sehingga diharapkan mendapat model yang lebih baik. Bagi pemerintah, sebaiknya segera membuat kebijakan untuk menurunkan angka kematian ibu, seperti membuat program-program yang efektif mencegah kenaikan angka kematian.

REFERENSI

- [1] WHO, "Health Statistics and Information Systems," 15 Januari 2004. [Online]. Available: <https://www.who.int/healthinfo/statistics/indmaternalmortality/en/>.
- [2] O. E. a. D. World Commission, *Our Common Future*, United Nation: Oxford University Press, 1987.
- [3] BPS, "Angka Kematian Ibu (AKI)," 15 Januari 2020. [Online]. Available: <https://sirusa.bps.go.id/sirusa/index.php/indikator/80>.
- [4] T. ASEAN Secretariat, *ASEAN Statistical Report on Millennium Development Goals*, Jakarta: Eu-ASEAN Compass, 2017.
- [5] Dinkes Jatim, *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2018*, Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, 2018.
- [6] BPS, "Sirusa BPS," 15 Januari 2020. [Online]. Available: <https://sirusa.bps.go.id/sirusa/index.php/indikator/80>.
- [7] R. Eubank, *Spline Smoothing and Nonparametric Regression*, New York: Mecer Deker, 1999.
- [8] B. Otok, D. Eta and Sita, "Pendekatan Multivariate Adaptive Regression SPLINES (MARS) pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012," *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, pp. 175-191, 2014.
- [9] J. Friedman, "Multivariate Adaptive Regression Spline (with discucssion)," *Annual Statistics*, pp. hal 191-141, 1991.
- [10] L. Nahriyah, *Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines (Bagging Mars) untuk Klasifikasi Pasien Hiv/Aids Di Kabupaten Pasuruan*, Surabaya: Departemen Statistika ITS, 2017.

- [11] S. Hidayati, Penaksiran Parameter dan Statistik Uji Model Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline pada Kasus Jumlah Penderita Ispa pada Bayi Di Surabaya Tahun 2017, Surabaya: Departemen Statistika ITS, 2019.
- [12] B. I. K. Wardani, Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu di Jawa Timur Tahun 2013 Menggunakan Regresi Binomial Negatif, Surabaya: Jurusan Statistika ITS, 2015.
- [13] K. Khotimah, Pemodelan Regresi Panel terhadap Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur, Surabaya: Jurusan Statistika ITS, 2016.
- [14] A. Agresti, Categorical Data Analysis, United States of America: John Wiley and Sons Inc, 2002.
- [15] A. Cameron and P. Trivedi, Regression Analysis of Count Data, Cambridge : Cambridge University Press, 1998.
- [16] A. Melliana, Y. Setyorini, H. Eko, S. Rosi and Purhadi, "The Comparison Of Generalized Poisson Regression And Negative Binomial Resession Methods In Overcoming Overdispersion," *Internationsl Journal Of Scientific & Technology Research Volume 2 Issue 8*, pp. 255-258, 2013.
- [17] A. Famoye, J. Wulu and K. Sigh, "On the Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data," *Journal of Data Science, Vol. 2, No. 2*, pp. hal 287-295, 2004.
- [18] D. Karlis and E. Xekalaki, "The Statistican Vol. 49 No 3," *A Simulation Comparison of Several Produces for Testing the Poisson Assumption*, pp. hal. 355-382, 2000.
- [19] N. H. Draper and H. Smith, Applied Regression Analysis, Canada: John Wiley & Sons, 1998.
- [20] R. V. Hogg, J. W. McKean and A. T. Craig, Introduction to Mathematical Statistics 8 th ed, Michigan: Pearson Eucation, Inc, 2019.
- [21] D. N. Gujarati, Basic Econometrics (Fourth ed), Gary Burke, 2003.
- [22] B. Otok, S. Hidayati and Purhadi, "Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline (MAGPRS) on the number of acute respiratory infection infants," *Journal of Physics: Conference Series 1397*, pp. hal 1-7, 2019.