

Pemodelan M-Adaptive Generalized Poisson Regression Spline Pada Kasus MDR-TB Di Kalimantan Barat

Firzakalpa Syafiq Irvandi¹⁾, Naomi Nessyana Debararaja²⁾, Yudhi³⁾

^{1,2,3}Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tanjungpura

email: ¹firzakalpasyafiq@student.untan.ac.id

²naominessyana@math.untan.ac.id

³yudhi@math.untan.ac.id

Abstrak

Tuberkulosis merupakan penyakit yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis*. *Multi-Drug Resistant Tuberculosis* (MDR-TB) adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan bakteri *Mycobacterium tuberculosis* yang resisten terhadap satu atau lebih OAT. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah pasien sembuh MDR-TB, yaitu dengan memodelkan jumlah pasien sembuh MDR-TB menggunakan metode *Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline* (MAGPRS). Variabel prediktor yang terdapat pada penelitian ini yaitu rata-rata usia (X_1), persentase pasien gagal pengobatan kategori 2 (X_2), persentase pasien gagal pengobatan kategori 1 (X_3), persentase pasien kambuh (X_4), persentase pasien lalai berobat (X_5) dan persentase riwayat kontak erat pasien lain (X_6). Dilakukan pengombinasian nilai BF (*Basis function*), MI (*Maximum interaction*), dan MO (*Minimum observation*), dimana nilai BF adalah dua sampai empat kali dari jumlah variabel prediktor, MI bernilai 1,2, dan 3, serta MO bernilai 0,1,2, dan 3. Dari hasil penelitian diperoleh model terbaik yaitu dari kombinasi BF=24, MI=3, dan MO=1, dengan nilai GCV sebesar 0,3504 dan R^2 sebesar 88,3%, serta terdapat 14 BF yang mempengaruhi variabel respon. Variabel prediktor yang paling berpengaruh secara berturut-turut yaitu X_6 , X_3 , X_5 , dan X_2 .

Kata Kunci: *Poisson, fungsi basis, GCV*

Abstract

Tuberculosis is a disease caused by the Mycobacterium tuberculosis. Multi-Drug Resistant Tuberculosis (MDR-TB) is the term used to describe Mycobacterium tuberculosis that is resistant to one or more Anti-TB drugs. This study aims to determine the factors that affect the number of patients recovering from MDR-TB, by modeling the number of MDR-TB cured patients using Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline (MAGPRS) method. The predictor variables are the average age (X_1), percentage of patients who fail category 2 treatment (X_2), percentage of patients who fail category 1 treatment (X_3), percentage of patients relapsed (X_4), percentage of patients neglecting treatment (X_5), and percentage history of close contact with other patients (X_6). A combination of BF (Basis function), MI (Maximum interaction), and MO (Minimum observation), the BF value is two to four times of predictor variables, MI has value of 1,2, and 3, and MO has value of 0,1,2, and 3. From the result, the best model was obtained from the combination of BF=24, MI=3, and MO=1, with GCV values of 0,3504 and R^2 of 88,3%, and there are 14 BF that affect the response variable. The most influential predictors variables in a row, are X_6 , X_3 , X_5 , and X_2 .

Keywords: *Poisson, basis function, GCV*

1. PENDAHULUAN

Tuberkulosis atau TB merupakan suatu penyakit yang memiliki angka kasus cukup tinggi di Indonesia. TB disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis*, bakteri ini mudah ditularkan melalui udara. TB merupakan satu dari 10 penyebab utama kematian di dunia, bahkan jumlah kematian akibat TB pada tahun 2019 sebesar 1,4 juta jiwa. Indonesia

berada pada peringkat ke-2 dengan penderita TB tertinggi di dunia (WHO, 2020). TB biasanya menular melalui percik renik yang berukuran lebih kecil dari 5 *microns* dan keluar ketika seorang penderita TB paru atau TB laring batuk, bersin, atau bicara. Percik renik yang keluar tersebut dapat menampung 1-5 basilli dan bersifat infeksius, bahkan dapat bertahan di udara hingga 4 jam (Kemenkes, 2018).

Pengobatan TB menjadi semakin rumit setelah munculnya bakteri *Mycobacterium tuberculosis* yang tidak peka atau resisten terhadap obat anti-TB (OAT). Bakteri *Mycobacterium tuberculosis* tersebut dikenal dengan istilah *Multi-Drug Resistant Tuberculosis* (MDR-TB) (WHO, 2015). Penyebab resistensi terdapat pada penyedia pelayanan kesehatan, penyediaan atau kualitas obat tidak adekuat, faktor bakteri atau dari pasien itu sendiri (Kemenkes, 2018). Kasus MDR-TB memerlukan pengobatan yang lebih mahal dari pada DOTS serta pengobatan yang membutuhkan waktu relatif lebih lama (Yuni, 2016). Resistensi yang dimiliki oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis* menyebabkan berkurangnya efektivitas kemoterapi, sehingga menyulitkan proses penyembuhan bagi penderita MDR-TB (Handayani, Muda, & Sangadji, 2021). Beberapa penelitian mengenai TB di Indonesia telah dilakukan oleh Khariyani, Kismiantini dan Setiawan (2022), Lestari, Wulandari, dan Purhadi (2014) serta Munir, Nawas, dan Spetoyo (2010).

Data yang digunakan diasumsikan berdistribusi Poisson dan memiliki permasalahan *over/under-dispersion*, serta data yang digunakan merupakan data yang berdimensi tinggi. Sehingga metode yang dapat digunakan yaitu metode *Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline*. Dengan melakukan pemodelan menggunakan metode MAGPRS maka dapat ditentukan nilai hubungan dari faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah pasien MDR-TB yang sembuh. Tujuan dari menganalisis nilai hubungan faktor-faktor tersebut yaitu untuk memberikan gambaran terhadap kasus MDR-TB kedepannya, sehingga tingkat peluang kesembuhan pasien MDR-TB khususnya di Kalimantan Barat meningkat.

2. KAJIAN TEORI

Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline (MAGPRS) adalah metode yang menggabungkan metode *Generalized Poisson Regression* (GPR) dengan metode *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) (Prastika, Otok, & Purhadi, 2021). Metode MAGPRS digunakan untuk data yang berdistribusi Poisson dan memiliki permasalahan *over/underdispersion*, serta data yang digunakan berdimensi tinggi yaitu data memiliki variabel prediktor sebanyak 3 sampai 20 variabel, serta model regresi yang berbentuk nonparametrik (Otok, Hidayati, & Purhadi, 2019). Model MAGPRS dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y_i &= \ln \mu_i + \varepsilon_i = \ln(\exp(\mathbf{B}_i^T \boldsymbol{\beta})) + \varepsilon_i \\ &= \mathbf{B}_i^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (1)$$

dimana, $\mathbf{B}_i = (1, B_{1i}, B_{2i}, \dots, B_{mi})$ dan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$ adalah vektor kolom berukuran $(m + 1) \times 1$. Fungsi basis B_{mi} pada Persamaan 1 dapat dijabarkan sebagai berikut:

$$B_{mi} = \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(X_{j(k,m)i} - t_{km})] \quad (2)$$

dengan :

- β_0 :Parameter *intercept*.
- β_m :Koefisien dari fungsi basis ke- m .
- $S_{km} = \begin{cases} +1, & \text{knot berada di kanan sub wilayah.} \\ -1, & \text{knot berada di kiri sub wilayah.} \end{cases}$

- $X_{j(k,m)i}$:Variabel prediktor ke- j , $j = 1, 2, 3, \dots, k$ pada observasi ke- i .
 t_{km} :Nilai knot dari variabel prediktor $X_{j(k,m)i}$.
 $B_{mi}(X_i)$:Fungsi basis ke- m untuk observasi ke- i .
 ε_i :Galat ke- i , $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

Penaksiran parameter pada model MAGPRS dilakukan dengan menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS), dimana $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{y} - \mathbf{B}^T \boldsymbol{\beta}$. Pada metode WLS digunakan suatu asumsi pembobot variansi dari \mathbf{y} berupa matriks \mathbf{W} (Prastika, Otok, & Purhadi, 2021). \mathbf{W} merupakan matriks diagonal pembobot yang berukuran $n \times n$ dimana entri diagonalnya yaitu $\frac{1}{W_i}$, dengan $W_i = \mu_i(1 + \delta\mu_i)^2$ dan n adalah banyaknya observasi. Penaksiran parameter didapat dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat, yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \Psi &= \boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W} \boldsymbol{\varepsilon} \\ &= (\mathbf{y} - \mathbf{B}^T \boldsymbol{\beta})^T \mathbf{W} (\mathbf{y} - \mathbf{B}^T \boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{y}^T \mathbf{W} \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{W} \mathbf{B}^T \boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{B} \mathbf{W} \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{B} \mathbf{W} \mathbf{B}^T \boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (3)$$

Jumlah kuadrat galat diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$ dan disamakan dengan 0, maka didapat $\boldsymbol{\beta}$ taksiran yaitu sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{WLS} = (\mathbf{B} \mathbf{W} \mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{B} \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (4)$$

Sehingga penaksiran model MAGPRS adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{y} &= \ln \hat{\mu} \\ &= \mathbf{B}^T \hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \mathbf{B}^T (\mathbf{B} \mathbf{W} \mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{B} \mathbf{W} \mathbf{y} \end{aligned} \quad (5)$$

a. Uji Simultan

Uji simultan bertujuan untuk mencari apakah *basis function* yang memuat variabel prediktor secara bersama-sama mempengaruhi variabel respon. Pengujian simultan pada model MAGPRS menggunakan metode *forward stepwise* dengan statistik uji G^2 atau *maximum likelihood ratio test* (Prastika, Otok, & Purhadi, 2021), yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{G}^2 &= -2 \ln \Lambda = 2(\ln L(\Omega) - \ln L(\omega)) \\ &= 2 \left[\begin{aligned} &\sum_{i=1}^n y_i(B\beta) - \sum_{i=1}^n y_i \ln(\beta_0) \\ &+ \sum_{i=1}^n y_i \frac{\ln(1 + \delta \exp(\beta_0))}{\ln(1 + \delta \exp(B\beta))} \\ &- \sum_{i=1}^n \exp(B\beta)(1 + \delta y_i) \\ &\quad (1 + \delta \exp(B\beta))^{-1} \\ &+ \sum_{i=1}^n \exp(\beta_0)(1 + \delta y_i) \\ &\quad (1 + \delta \exp(\beta_0))^{-1} \end{aligned} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

b. Uji Parsial

Pengujian parameter secara parsial menggunakan statistik uji t . Pengujian secara parsial dilakukan untuk mengetahui variabel prediktor mana yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap variabel respon pada fungsi basis di dalam model (Agwil, Rahmi, & Yozza, 2012). Berikut statistik uji t :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_m}{se(\hat{\beta}_m)} \quad (7)$$

dengan,

$$se(\hat{\beta}_m) = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - k - 1}\right) C_{mm}} \quad (8)$$

C_{mm} adalah entri-entri pada diagonal utama matriks $(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1}$.

Setelah melihat pengaruh setiap basis fungsi terhadap variabel respon, selanjutnya dapat dilihat pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon. Untuk melihat pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon, maka dapat dilihat dari persentase dan GCV tingkat kepentingan variabel pada model. Tingkat kepentingan variabel prediktor dapat diukur dengan menghitung munculnya variabel prediktor pada model MAGPRS. Semakin sering muncul, maka tingkat kepentingan variabel prediktor tersebut semakin besar. Tingkat kepentingan variabel menggunakan metode pohon biner untuk mewakili model regresi partisi rekursif dengan basis fungsi terkait. Metode yang digunakan untuk menghitung tingkat kepentingan variabel yaitu *Mean Decrease Impurity* (MDI) atau disebut dengan *Mean Decrease Gini* (MDG) dan *Mean Decrease Accuracy* (MDA).

$$MDG(x_j) = \frac{1}{r} [1 - \sum_{r=1}^R Gini(j)^r], j = (1, 2, 3, \dots, k) \quad (9)$$

dengan :

$Gini(j)^r$: Indeks Gini untuk variabel prediktor x_j pada pohon ke- r
 r : Banyaknya pohon dalam pohon biner

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data kasus MDR-TB yang terdapat di Provinsi Kalimantan Barat pada tahun 2014 sampai tahun 2020. Populasi pada penelitian ini berjumlah 174 kecamatan yang berada di Kalimantan Barat dan sampel yang digunakan berjumlah 111, yaitu jumlah kecamatan yang terdaftar di *website e-TB Manager* Unit Dinas Kesehatan Kalimantan Barat. Dikarenakan data tersebut mengalami pelanggaran asumsi pada regresi Poisson, yaitu rata-rata tidak sama dengan variansi (*overdispersion*) maka digunakan metode *Generalized Poisson Regression* (GPR) (Rahmadeni & Jannah, 2019). Selain itu, data yang digunakan juga berdimensi tinggi dan memiliki pola hubungan yang tidak diketahui (regresi nonparametrik) (Sita & Otok, 2014). Menurut Prastika, Otok & Purhadi (2021) untuk kondisi ini dapat dilakukan penyelesaian dengan menggunakan metode *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS). Sehingga metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu GPR dan MARS, yang kemudian dapat digabung menjadi metode *Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline* (MAGPRS) (Otok, Hidayati & Purhadi, 2019). Pada metode MAGPRS dilakukan proses kombinasi terhadap nilai *basis function* (BF), *maximum interaction* (MI), dan *minimum observation* (MO). Nilai BF adalah dua sampai empat kali dari jumlah variabel prediktor, MI bernilai 1, 2, dan 3, serta MO bernilai 0, 1, 2, dan 3, sehingga didapat model terbaik berdasarkan nilai GCV terkecil.

Dalam penelitian ini variabel respon adalah jumlah pasien sembuh MDR-TB (Y). Sedangkan variabel prediktor yaitu rata-rata usia pasien MDR-TB (X_1), persentase pasien gagal pengobatan kategori 2 (X_2), persentase pasien gagal pengobatan kategori 1 (X_3), persentase pasien kambuh (X_4), persentase pasien lalai berobat (X_5), dan persentase riwayat kontak erat pasien lain (X_6).

4. HASIL

Data kasus MDR-TB di Provinsi Kalimantan Barat disajikan berdasarkan klasifikasi jumlah kecamatan dan usia secara lengkap pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Persentase Jumlah Pasien per Kecamatan

Variabel	Klasifikasi	Persentase	Jumlah Kecamatan
Jumlah Pasien	1-8	81,1%	90
	9-16	6,3%	7
	17-24	5,4%	6
	25-32	2,7%	3
	33-40	1,8%	2
	41-48	0,9%	1
	49-56	0%	0
	57-64	1,8%	2
Jumlah Pasien Sembuh	0	62,16%	69
	1	24,32%	27
	2	5,41%	6
	3	2,7%	3
	4	2,7%	3
	5	0,9%	1
	6	0,9%	1
	7	0,9%	1

Pada Tabel 1 terdapat 90 kecamatan di Kalimantan Barat yang memiliki jumlah pasien MDR-TB rendah yaitu pada kisaran 1-8 orang, dan kecamatan yang memiliki jumlah pasien terbanyak di Kalimantan Barat berjumlah 2 kecamatan, yaitu pada kisaran 57-64 orang. Kemudian kecamatan di Kalimantan Barat yang memiliki pasien MDR-TB yang sembuh hanya berjumlah 42 kecamatan, hal ini dikarenakan sembuhnya pasien MDR-TB merupakan sesuatu yang jarang terjadi. Kemudian, berikut merupakan hasil pengolahan statistik deskriptif untuk setiap data variabel prediktor berupa jumlah data, rata-rata dan standar deviasi:

Tabel 2. Statistik Deskriptif Data Variabel Prediktor

Variabel	N	Rata-rata	Standar Deviasi
Rata-rata Usia (X₁)	111	45,78	10,74
Persentase Pasien Gagal Pengobatan Kategori 2 (X₂)	111	4,45	12,89
Persentase Pasien Gagal Pengobatan Kategori 1 (X₃)	111	13,75	27,35
Persentase Pasien Kambuh (X₄)	111	58,04	35,26
Persentase Pasien Lalai Berobat (X₅)	111	13,71	24,57
Persentase Riwayat Kontak Erat Pasien Lain (X₆)	111	2,02	10,32

Dapat dilihat pada Tabel 2. jumlah data untuk semua variabel prediktor berjumlah 111, yaitu jumlah kecamatan yang terdaftar di *website e-TB Manager* Unit Dinas Kesehatan Kalimantan Barat. Standar deviasi terkecil pada Tabel 2. yaitu variabel persentase riwayat kontak erat pasien lain (X₆) sebesar 10,32 dan standar deviasi yang terbesar yaitu persentase pasien kambuh (X₄) sebesar 35,26.

Kemudian dilakukan pengujian *Equidispersion* pada Variabel Respon, pengujian dimulai dengan mengecek apakah variabel respon berdistribusi Poisson atau tidak, dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Dengan hipotesis pengujian sebagai berikut:

H_0 : Variabel respon berdistribusi Poisson

H_1 : Variabel respon tidak berdistribusi Poisson

Statistik uji dari pengujian ini menggunakan pengujian Kolmogorov-Smirnov dan $\alpha = 0,05$. Dengan kriteria pengujian yaitu tolak hipotesis H_0 jika nilai $P - value \leq \alpha$. Didapat nilai $P - value$ pada pengujian Kolmogorov Smirnov sebesar $0,0580 > \alpha$, maka hipotesis H_0 tidak ditolak. Sehingga jumlah pasien sembuh MDR-TB berdistribusi Poisson.

Langkah selanjutnya yaitu menguji apakah data yang berdistribusi Poisson tersebut mengalami *over/underdispersion* atau tidak. Pengujian dilakukan menggunakan uji *Goodness of Fit*. Data dikatakan mengalami *overdispersion* jika nilai *deviance* dibagi derajat kebebasan atau df tidak mendekati dan lebih besar dari 1, sedangkan data mengalami *underdispersion* jika nilai *deviance* dibagi df tidak mendekati dan lebih kecil dari 1. Diperoleh nilai *deviance* dibagi df sebesar 2,24, yang mana nilai tersebut tidak mendekati dan lebih dari 1. Sehingga data mengalami *overdispersion* dan dapat dilanjutkan dengan pemodelan MAGPRS.

Pembentukan model MAGPRS memperhatikan tiga komponen, yaitu *basis function* (BF), *maximum interaction* (MI), dan *minimum observation* (MO). Variabel prediktor yang diduga berpengaruh berjumlah enam variabel, maka kombinasi BF diasumsikan bernilai 12, 18, dan 24. MI yang digunakan pada penelitian ini adalah 1, 2, dan 3, serta MO yang digunakan adalah 0,1,2, dan 3. Semua kombinasi tersebut menghasilkan 36 model. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai GCV terkecil. Setelah dilakukan pengujian, didapat nilai GCV terkecil adalah 0,35, diperoleh dari kombinasi BF=24, MI=3, dan MO=1. Pada proses pembentukan model didapat pula nilai R^2 sebesar 88,3%. Berikut model MAGPRS yang terbentuk:

$$\hat{\mu} = \exp [6,95 - 0,43B_1 - 1,35B_2 - 0,57B_3 - 0,85B_4 + 0,01B_7 + 0,06B_9 + 0,38B_{11} - 0,01B_{15} - 0,11B_{19} + 0,02B_{20} + 0,0018B_{23}] \quad (10)$$

dengan,

$$\begin{aligned} B_1 &= \max(0, X_6 - 2,94); & B_9 &= \max(0, X_6 - 4,76)B_5; \\ B_2 &= \max(0, 2,94 - X_6); & B_{11} &= \max(0, X_3 - 8,33); \\ B_3 &= \max(0, X_3 - 3,33); & B_{15} &= \max(0, X_5 - 7,14)B_1; \\ B_4 &= \max(0, 3,33 - X_3); & B_{19} &= \max(0, X_6 - 7,69)B_3; \\ B_5 &= \max(0, X_5 - 8,69)B_3; & B_{20} &= \max(0, 7,69 - X_6)B_3; \\ B_6 &= \max(0, 8,69 - X_5)B_3; & B_{21} &= \max(0, X_2 - 3,03)B_2; \\ B_7 &= \max(0, X_6 - 10)B_6; & B_{23} &= \max(0, X_5 - 20)B_{21}; \end{aligned}$$

a. Uji Simultan

Pengujian simultan bertujuan untuk signifikansi parameter dan kecocokan model pada BF secara keseluruhan. Uji statistik yang digunakan adalah uji G^2 atau *maximum likelihood ratio test*. Hipotesis pada uji simultan tersebut yaitu:

$$\begin{aligned} H_0 &: \beta_m = 0, \\ H_1 &: \text{terdapat minimal satu } \beta_m \neq 0 \end{aligned}$$

dimana $m = 1,2,3,4,5,6,7,9,11,15,19,20,21$, dan 23

Dengan statistik uji pada Persamaan 6. Kriteria pengujian pada uji simultan tersebut yaitu hipotesis H_0 ditolak jika $\hat{G}^2 > \chi^2_{(\alpha,j)}$ atau nilai $P - value < \alpha$. Didapat nilai \hat{G}^2 sebesar $68,24 > \chi^2_{(\alpha,j)}$ sebesar 2,3. Maka hipotesis H_0 ditolak dan kesimpulannya yaitu terdapat minimal satu β_m yang memuat variabel prediktor berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

b. Uji Parsial

Uji parsial dilakukan bertujuan untuk mengetahui apakah secara parsial model MAGPRS telah sesuai atau tidak. Uji statistik yang digunakan ialah uji *t*. Hipotesis pada uji parsial tersebut yaitu:

$$H_0 : \beta_m = 0$$

$$H_1 : \beta_m \neq 0 \quad \text{dimana } m = 1,2,3,4,5,6,7,9,11,15,19,20,21, \text{ dan } 23$$

Dengan statistik uji pada Persamaan 7.

Tabel 3. Nilai Parameter β_m

Parameter	Parameter	t_{hitung}	<i>P – value</i>
Constant	6,95	16,21	0,00
β_1	-0,04	-7,29	0,00
β_2	-1,35	-12,88	0,00
β_3	-0,54	-7,78	0,00
β_4	-0,85	-9,70	0,00
β_7	0,01	5,44	0,00
β_9	0,06	9,86	0,00
β_{11}	0,38	5,81	0,00
β_{15}	-0,01	-4,96	0,00
β_{19}	-0,11	-5,25	0,00
β_{20}	0,02	5,76	0,00
β_{23}	0,001	3,97	0,00

Kriteria pengujian pada uji parsial untuk penelitian ini yaitu hipotesis H_0 ditolak jika $|t_{hit}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-k)}$ atau nilai $P\text{-value} < \alpha$. Dapat dilihat pada Tabel 3 nilai $P\text{-value}$ untuk setiap $\beta_m < \alpha$. Maka hipotesis H_0 ditolak dan kesimpulannya yaitu setiap β_m pada model yang memuat variabel prediktor berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

Setelah melihat pengaruh setiap basis fungsi terhadap variabel respon, selanjutnya dapat dilihat pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon. Untuk melihat pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon, maka dapat dilihat dari persentase dan GCV tingkat kepentingan variabel pada model. Berikut tabel persentase dan GCV tingkat kepentingan variabel pada model:

Tabel 4. Tingkat Kepentingan Variabel Prediktor

Variabel	Importance	GCV
Persentase Riwayat Kontak Erat Pasien Lain (X_6)	100	1,1887
Persentase Pasien Gagal Pengobatan Kategori 1 (X_3)	89,35	1,0198
Persentase Pasien Lalai Berobat (X_5)	71,89	0,7842
Persentase Pasien Gagal Pengobatan Kategori 2 (X_2)	19,37	0,3830
Persentase Pasien Kambuh (X_4)	0	0,3516
Rata-rata Usia (X_1)	0	0,3516

Pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa terdapat 4 variabel prediktor yang memberikan pengaruh pada model dengan tingkat kepentingan yang berbeda-beda, dan terdapat 2 variabel prediktor yang tidak memberikan pengaruh pada model yaitu persentase pasien kambuh (X_4) dan rata-rata usia (X_1) dengan tingkat kepentingan 0%. Adapun variabel prediktor yang memiliki tingkat kepentingan terbesar adalah X_6 persentase riwayat kontak erat pasien lain (X_6) sebesar 100%, lalu diikuti berturut-turut oleh persentase pasien gagal pengobatan kategori 1 (X_3) sebesar 89,35%, persentase pasien lalai berobat (X_5) sebesar 71,89% dan persentase pasien gagal pengobatan kategori 2 (X_2) sebesar 19,37%.

5. PEMBAHASAN

Hasil pada pengujian MAGPRS yaitu didapat model terbaik dengan kombinasi BF=24, MI=3, dan MO=1 dengan nilai GCV sebesar 0,35. Pada proses pembentukan model didapat pula nilai R^2 sebesar 88,3%, yang berarti kombinasi variabel prediktor secara bersama-sama mempengaruhi variabel respon. Semakin R^2 mendekati 1, maka model regresi semakin baik. Berdasarkan hasil dari uji simultan dan parsial model terbaik tersebut memiliki 14 basis fungsi yang berpengaruh terhadap variabel respon. Sehingga 14 basis fungsi tersebut dapat diinterpretasi. Berikut adalah beberapa interpretasi dari basis fungsi tersebut:

$$-0,43B_1 = -0,43\max(0, X_6 - 2,94)$$

Artinya, untuk kecamatan yang memiliki persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB(X_6) lebih dari 2,94%, apabila persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB(X_6) bertambah 1% maka jumlah pasien sembuh akan menurun sebesar $\exp(-0,43)$, jika basis fungsi yang lain konstan. Kemudian untuk basis fungsi lainnya yaitu:

$$-1,35B_2 = -1,35\max(0, 2,94 - X_6)$$

Model di atas memiliki arti yaitu untuk kecamatan yang memiliki persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB(X_6) kurang dari 2,9412%, apabila persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB(X_6) bertambah 1% maka jumlah pasien sembuh akan menurun sebesar $\exp(-1,3486)$, jika basis fungsi yang lain konstan. Lalu selanjutnya untuk basis fungsi yang memiliki lebih dari satu variabel prediktor di dalamnya:

$$-0,01BF_{15} = -0,01 \max(0, X_5 - 7,14)BF_1 = -0,01 \max(0, X_5 - 7,14) \max(0, X_6 - 2,94)$$

Artinya, untuk kecamatan yang memiliki persentase pasien lalai berobat(X_5) lebih dari 7,14% dan persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB(X_6) lebih dari 2,94%, apabila persentase pasien lalai berobat (X_5) dan persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB(X_6) bertambah 1% maka jumlah pasien sembuh akan menurun sebesar $\exp(-0,01)$, jika basis fungsi yang lain konstan.

Kemudian pada Tabel 4. Nilai GCV pada setiap variabel prediktor menunjukkan bahwa apabila variabel-variabel prediktor tersebut dimasukkan ke dalam model, maka nilai GCV akan berkurang sebesar nilai GCV pada masing-masing variabel prediktor. Semakin besar nilai GCV pada variabel prediktor, maka akan semakin berpengaruh terhadap proses pembentukan nilai GCV terkecil pada model MAGPRS. Sehingga didapat urutan variabel prediktor dari yang paling berpengaruh yaitu X_6 , X_3 , X_5 dan X_2 .

6. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, terdapat 4 dari 6 variabel prediktor yang memberikan pengaruh terhadap jumlah pasien MDR-TB sembuh di Kalimantan Barat sebagai variabel respon. Variabel-variabel prediktor tersebut ialah persentase pasien gagal pengobatan kategori 2 (X_2) 19,37%, persentase pasien gagal pengobatan kategori 1 (X_3) 89,35%, persentase pasien lalai berobat (X_5) 71,89% dan persentase pasien dengan riwayat kontak erat pasien MDR-TB (X_6) 100%. Model terbaik untuk memodelkan jumlah pasien MDR-TB sembuh di Kalimantan Barat adalah model MAGPRS dengan kombinasi BF=24, MI=3, dan MO=1, dengan nilai GCV sebesar 0,3504 dan R^2 sebesar 88,3%. Setiap *basis function*, yaitu terdapat 14 *basis function* yang digunakan. pada model MAGPRS terbaik yang memuat variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon.

7. REFERENSI

- Agwil, W., Rahmi, I., Yozza, H., 2012. Prediksi Luas Area Kebakaran Hutan Berdasarkan Data Meteorologi dengan Menggunakan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). *Jurnal Matematika UNAND*, 1(1):77-84.
- Cahyandari, R., 2014. Pengujian Overdispersi pada Model Regresi Poisson. *Statistika*, 14(2):69-76.
- Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Barat, 2005. *E-TB Manager*.
- Famoye, F., Wulu, J. T., Singh, K. P., 2004. On the Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data. *Journal of Data Science* 2(3), 287-295.
- Friedman, J.H., 1991. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Annals of Statistics*, 19(1):1-67.
- Handayani, R., Muda, C. A. K., Sangadji, N. W., 2021. Tingkatan Pengetahuan Mengenai Multidrug Resistant Tuberculosis (MDR-TB) pada Pengguna Kereta Commuter Tahun 2020. *Indonesian Journal of Nursing Health Science*, 6(2):128-132.
- Khariyani, A.M., Kismiantini., Setiawan, E.P., 2022. Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Penderita Tuberkulosis Menggunakan Geographically Weighted Regression Di Provinsi Jawa Timur. *Prosiding Seminar Nasional Matematika Dan Statistika*, ISSN 2657-232X.
- Kemkes, 2018. TB-MDR. Jakarta: Kemkes.
- Kemkes, 2019. Profil Kesehatan Indonesia, Jakarta: Kemkes.
- Lestari, R. D., Wulandari, S. P., Purhadi, 2014. Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Penyakit Tuberkulosis di Jawa Timur dengan Pendekatan Generalized Poisson Regression dan Geographically Weighted Poisson Regression. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, 3(2):D-188-D-193.
- Munir, S. M., Nawas, A., Spetoyo, D. K., 2010. Pengamatan Pasien Tuberkulosis Paru dengan Multidrug Resistant (TB-MDR) di Poliklinik Paru RSUP Persahabatan. *J Respir Indo*, 30(2):92-104.
- Nisa, S. F., Budiantara, I. N., 2012. Analisis Survival dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines pada Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1):D-318-D-323.
- Otok, B. W., Hidayati, S., & Purhadi, 2019. Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline (MAGPRS) on The Number of Acute Respiratory Infection Infants. *J. Phys.: Conf. Ser.* 1397 012062.
- Prastika, E. P., Otok, B. W., Purhadi, 2021. Pemodelan Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline pada Kasus Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur. *INFERENSI*, 4(1):1-12.
- Rahmadeni, Jannah, F. F., 2019. Pemodelan Kasus Kematian Neonatal dengan Menggunakan Generalized Poisson Regression (GPR) (Studi Kasus: Provinsi Riau). *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 5(2):43-50.
- Sita, E. D. A. A., Otok, B. W., 2014. Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012. *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 175-191.
- World Health Organization, 2015. *Global Tuberculosis Report 2015*. France: BMC Public Health.

Pemodelan M-Adaptive Generalized Poisson Regression Spline Pada Kasus MDR-TB Di Kalimantan Barat

Firzkalpa Syafiq Irvandi¹, Naomi Nesyana Debataraja², Yudhi³

World Health Organization, 2020. *Global Tuberculosis Report 2020*. France: BMC Public Health.

Yasmirullah, S.D.P., Otok, B.W., Purnomo, J.D.T., Prastyo, D.D. 2021. Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) Methods with Application to Multi Drug-Resistant Tuberculosis (MDR-TB) Prevalence. *AIP Conference Proceedings* 2329 (1), 060019.

Yuni, I. D. A. M. A., 2016. Hubungan Fase Pengobatan dan Pengetahuan tentang MDR-TB dengan Kepatuhan Pengobatan Pasien TB (Studi Di Puskesmas Perak Timur). *Jurnal Berkala Epidemiologi*, 4 (3), 301-312.