

---

## Pemodelan Regresi Nonparametrik *Spline* Poisson Pada Tingkat Kematian Bayi di Sulawesi Selatan

Novilia Jao<sup>1\*</sup>, Anna Islamiyati<sup>2</sup>, Nurtiti Sunusi<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup>Departemen Statistika, Fakultas MIPA,  
Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia  
\* Corresponding author, email: noviliajao@gmail.com

### Abstract

*Poisson regression analysis is a method used to analyze the relationship between predictor variables and response variables with a Poisson distribution. However, not all data have an orderly pattern, so the Poisson regression is not appropriate to use. To solve this problem, a multivariable Poisson nonparametric regression with a spline truncated estimator was used. In this research, the estimation parameters of multivariable Poisson nonparametric regression was applied to data of infant mortality rates in South Sulawesi in 2017. The infant mortality rate can be measured from the number of infant deaths under one year. The method of selecting the optimal knot point uses the Generalized Cross Validation (GCV) method. The best model is formed on a linear spline model with one knot point. Based on the estimation of the parameters formed, it shows that the variable number of babies with low birth weight ( $x_1$ ) and the number of infants who are exclusively breastfed ( $x_3$ ) significantly affect the number of infant deaths.*

**Keywords:** GCV, Multivariable Nonparametric Regression, Poisson, Spline Truncated, Total Infant Mortality.

### Abstrak

Analisis regresi Poisson adalah metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel prediktor terhadap variabel respon yang berdistribusi Poisson. Namun, tidak semua data memiliki pola yang beraturan sehingga regresi Poisson kurang tepat digunakan. Untuk menyelesaikan masalah tersebut digunakan regresi nonparametrik Poisson multivariabel dengan estimator *spline truncated*. Dalam penelitian ini, estimasi parameter regresi nonparametrik Poisson multivariabel diterapkan pada data tingkat kematian bayi di Sulawesi Selatan tahun 2017. Tingkat kematian bayi dapat diukur dari jumlah kematian bayi di bawah satu tahun. Metode pemilihan titik knot optimal menggunakan metode *Generalized Cross Validation* (GCV). Model terbaik terbentuk pada model *spline* linier dengan satu titik knot. Berdasarkan estimasi parameter yang terbentuk menunjukkan bahwa variabel jumlah bayi dengan berat badan lahir rendah ( $x_1$ ) dan jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif ( $x_3$ ) signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi.

**Kata Kunci:** GCV, Jumlah Kematian Bayi, Poisson, Regresi Nonparametrik Multivariabel, *Spline Truncated*.

## 1. Pendahuluan

Pengembangan aplikasi statistika pada era globalisasi telah berkembang dengan sangat pesat sebagai suatu bidang kajian terapan. Salah satu metode statistika yang paling sering digunakan dalam penarikan kesimpulan suatu penelitian adalah analisis regresi. Hal ini karena analisis regresi merupakan metode statistika yang digunakan untuk

mengevaluasi hubungan antara satu atau lebih variabel prediktor  $X_1, X_2, \dots, X_m$  dengan variabel respon  $Y$  [1]. Salah satu pemanfaatan analisis regresi dalam bidang kesehatan adalah mengestimasi parameter model regresi pada tingkat kematian bayi dan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kematian bayi. Tingkat kematian bayi dapat diukur dari jumlah kematian bayi di bawah satu tahun [2].

Jumlah kematian bayi merupakan data diskrit sehingga tergolong dalam data yang berdistribusi Poisson. Salah satu model regresi yang dapat digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon yang berupa data diskrit adalah model regresi Poisson. Oleh karena itu, jumlah kematian bayi tepat dianalisis dengan menggunakan regresi Poisson. Aulele (2012) telah memodelkan jumlah kematian bayi di Provinsi Maluku tahun 2010 dengan menggunakan regresi Poisson [3]. Namun, dalam pemodelan regresi Poisson sering terjadi pelanggaran asumsi antara lain variansi estimasi lebih besar daripada rata-ratanya (overdispersi) [4]. Penanganan overdispersi dapat menggunakan regresi *generalized* Poisson ataupun regresi binomial negatif. Safrida, dkk (2013) memodelkan angka kematian bayi di Jawa Tengah tahun 2007 dengan menggunakan regresi Poisson tergeneralisasi [5]. Selanjutnya Prahutama, dkk (2017) membandingkan angka kematian bayi di Jawa Tengah dengan model regresi Poisson tergeneralisasi dan model regresi binomial negatif [6]. Semua model regresi tersebut merupakan model regresi parametrik. Akan tetapi, pada data jumlah kematian bayi terdapat pola data yang tidak beraturan sehingga penggunaan regresi parametrik kurang tepat digunakan.

Untuk mengatasi masalah tersebut, jumlah kematian bayi dimodelkan dengan menggunakan model regresi nonparametrik [7]. Dalam regresi nonparametrik, data diharapkan mencari sendiri bentuk estimasinya tanpa dipengaruhi oleh faktor subjektivitas dari perancang penelitian [8]. Salah satu metode regresi nonparametrik yang dapat mengatasi pola data yang tidak beraturan adalah dengan menggunakan regresi nonparametrik *spline truncated*. Regresi nonparametrik *spline truncated* dapat memodelkan data pada pola data yang berubah-ubah pada sub-sub interval tertentu. Pratiwi (2017) memodelkan data angka kematian bayi dan status gizi buruk balita dengan menggunakan regresi *spline truncated* birespon [9]. Alexander dan Alkema (2018) meneliti data kematian 195 negara pada tahun 1990-2015 menggunakan model regresi *spline* hirarki bayesian [10]. Selanjutnya Kilinc dan Asfha (2019) memodelkan data kematian menggunakan regresi *penalized spline* [11].

Dalam penelitian ini, dimodelkan jumlah kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan yang merupakan data berdistribusi Poisson menggunakan regresi nonparametrik estimator *spline truncated* dengan melibatkan beberapa variabel prediktor, yaitu jumlah bayi dengan berat lahir rendah, jumlah bayi yang mendapatkan vitamin A, jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif, jumlah bayi yang diberi imunisasi lengkap, dan jumlah ibu bersalin yang ditolong dengan tenaga medis.

## 2. Material dan Metode

### 2.1 Keluarga Eksponensial

Berdasarkan Collett (2002), suatu variabel acak  $Y$  dengan fungsi kepadatan peluang  $f$  dan parameter  $\theta$  dan  $\phi$ , dikatakan menjadi anggota distribusi keluarga eksponensial jika  $f$  dapat dinyatakan sebagai berikut [12],

$$f(y) = \exp \left\{ \frac{1}{\phi} [y\theta + c(\theta)] + d(\phi, y) \right\} \quad (1)$$

dengan  $c(\theta)$  hanya merupakan fungsi dari  $\theta$  sedangkan  $d(\phi, y)$  merupakan fungsi dari  $\phi$  dan  $y$ . Distribusi Poisson memiliki fungsi massa peluang yang dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$\begin{aligned} p(y) &= \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!} \\ &= \exp \left\{ \ln \left[ \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!} \right] \right\} \\ &= \exp \{ (y \ln \mu - \mu) - \ln y! \} \end{aligned}$$

maka fungsi massa peluang distribusi Poisson memenuhi persamaan (1) sehingga distribusi Poisson merupakan anggota distribusi keluarga eksponensial.

### 2.2 Fungsi Spline Polinomial Truncated Multiprediktor

Hardle (1990) menyarankan penggunaan regresi spline sebagai alternatif pendekatan nonparametric [13]. Spline merupakan potongan (*truncated*) polinomial tersegmen yang kontinu dan memiliki sifat fleksibilitas sehingga mampu mengatasi pola data yang menunjukkan naik atau turun yang tajam dengan bantuan titik-titik knot, serta kurva yang dihasilkan relatif mulus. Titik knot adalah titik perpaduan bersama dari potongan-potongan tersebut atau titik yang menunjukkan terjadinya perubahan-perubahan perilaku kurva pada interval-interval yang berbeda. Apabila diberikan model nonparametrik,

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Maka bentuk umum regresi spline keluarga polinomial *truncated* orde ke- $p$  dengan satu prediktor adalah

$$y_i = \sum_{l=0}^p \beta_l x_i^l + \sum_{k=1}^r \beta_{l+k} (x_i - K_k)_+^p + \varepsilon_i \quad (2)$$

dengan  $\beta$  adalah parameter,  $l$  adalah orde dengan  $l = 1, 2, \dots, p$ ,  $K$  adalah titik knot dengan  $k = 1, 2, 3, \dots, r$ , dan  $j = 1, 2, \dots, m$  adalah banyaknya variabel prediktor, serta  $i = 1, 2, \dots, n$  adalah banyaknya pengamatan.

Sedangkan bentuk umum regresi spline *truncated* orde ke- $p$  dengan multiprediktor adalah

$$y_i = f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}) = \beta_{00} + \sum_{j=1}^m \left( \sum_{l=1}^p \beta_{jl} x_{ji}^l + \sum_{k=1}^r \beta_{j(p+k)} (x_{ji} - K_{jk})_+^p \right) + \varepsilon_{ji} \quad (3)$$

dengan,  $\beta_{00} = \sum_{j=1}^m \beta_{j0}$

$$(x_{ji} - K_{jk})_+^p = \begin{cases} (x_{ji} - K_{jk})^p & , x_{ji} \geq K_{jk} \\ 0 & , x_{ji} < K_{jk} \end{cases}$$

### 2.3 Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi *Spline* Poisson

Terdapat dua uji dalam mengetahui signifikansi parameter model regresi *spline* Poisson, yaitu [14]:

a. Uji Simultan (Uji *Likelihood Ratio*)

Uji simultan ini dilakukan untuk menguji signifikansi pengaruh dari semua variabel prediktor secara keseluruhan terhadap variabel respon.

Hipotesis:

$$H_0: \beta_{11} = \beta_{12} = \dots = \beta_{m(p+r)} = 0$$

$$H_1: \text{Minimal ada satu } \beta_{j(l+k)} \neq 0, j = 1, 2, \dots, m, l = 1, 2, \dots, p, k = 1, 2, \dots, r$$

Statistik uji:

$$G = -2 \ln \left[ \frac{L(\hat{\theta}_0)}{L(\hat{\theta})} \right] = -2[L(\hat{\theta}_0) - L(\hat{\theta})] \quad (4)$$

dengan,  $L(\hat{\theta}_0)$  adalah log *likelihood* untuk model yang tidak mengandung variabel bebas dan  $L(\hat{\theta})$  adalah log *likelihood* untuk model yang mengandung seluruh variabel bebas. Kriteria pengujian:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika } G > \chi_{df, \alpha}^2, \text{ dengan } df = \left[ \sum_{j=1}^m (p + r) \right] - 1.$$

b. Uji Individu (Uji *Wald*)

Uji *Wald* merupakan suatu pengujian yang bertujuan untuk mengetahui apakah masing-masing koefisien regresi signifikan atau tidak terhadap variabel respon dengan variabel prediktor. Dalam uji ini digunakan hipotesis sebagai berikut,

Hipotesis:

$$H_0: \beta_{j(l+k)} = 0, j = 1, 2, \dots, m, l = 1, 2, \dots, p, k = 1, 2, \dots, r$$

$$H_1: \beta_{j(l+k)} \neq 0, j = 1, 2, \dots, m, l = 1, 2, \dots, p, k = 1, 2, \dots, r$$

Statistik uji:

$$W_{j(l+k)} = \left[ \frac{\hat{\beta}_{j(l+k)}}{SE(\hat{\beta}_{j(l+k)})} \right]^2 \quad (5)$$

dengan, adalah  $\hat{\beta}_{j(l+k)}$  nilai estimasi parameter dan  $SE(\hat{\beta}_{j(l+k)})$  adalah standar error dari nilai estimasi parameter. Dengan kriteria pengujian, tolak  $H_0$  jika  $W_{j(l+k)} > \chi_{\alpha}^2$ .

### 2.4 Pemilihan Banyaknya Titik Knot Optimal

Budiantara (2006) menyebutkan metode yang dapat digunakan untuk memilih jumlah titik knot optimal adalah dengan menggunakan metode *Generalized Cross Validation* (GCV) [15].

$$GCV[K_{jk}] = \frac{n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{(n^{-1} \text{tr}[I - A[K_{jk}]])^2} \quad (6)$$

$$\text{dengan, } A[K_{jk}] = \mathbf{X}_j[K_{jk}] (\mathbf{X}_j^T[K_{jk}] \mathbf{X}_j[K_{jk}])^{-1} \mathbf{X}_j^T[K_{jk}].$$

Pemilihan titik knot yang optimal dilakukan dengan melihat nilai GCV dari masing-masing orde dan titik knot kemudian dipilih nilai GCV[K<sub>jk</sub>] yang paling minimum.

### 3. Hasil dan Diskusi

Salah satu bagian analisis statistik adalah analisis deskriptif yang bertujuan memberikan gambaran awal mengenai karakteristik data. Deskriptif data jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan tahun 2017 serta variabel jumlah bayi dengan berat badan lahir rendah, jumlah bayi yang mendapatkan vitamin A, jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif, jumlah bayi yang diberi imunisasi lengkap, dan jumlah ibu bersalin yang ditolong tenaga medis disajikan pada Tabel 1. Deskriptif data mencakup mean, nilai minimum, dan nilai maksimum dari setiap variabel.

Tabel 1. Statistik deskriptif variabel penelitian

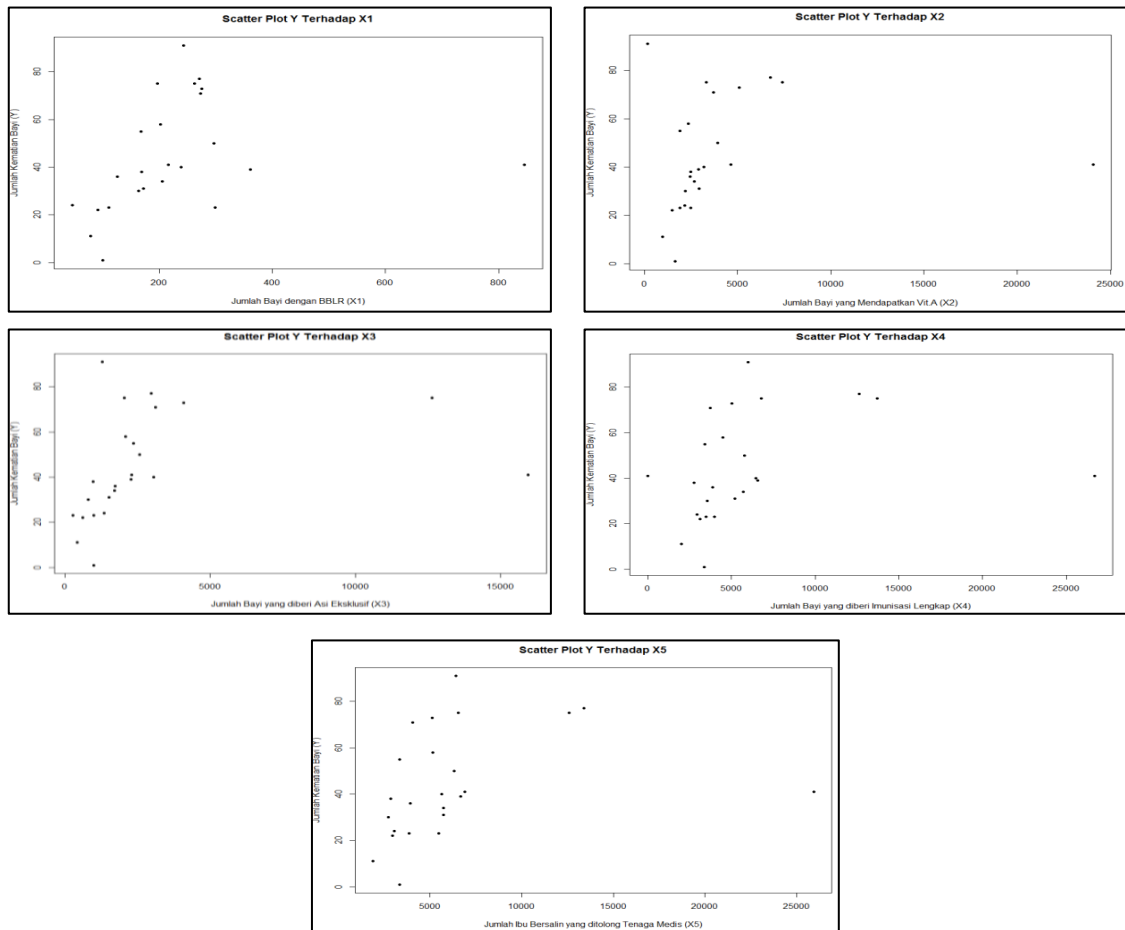
Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-Rata
y	1	91	44
x <sub>1</sub>	46	846	225
x <sub>2</sub>	167	24094	3868
x <sub>3</sub>	268	15960	2831
x <sub>4</sub>	0	26715	5889
x <sub>5</sub>	1884	25946	6232

Sumber: Olah Data 2020

Berdasarkan Tabel 1 diperoleh bahwa rata-rata jumlah kematian bayi sebesar 44 jiwa dengan nilai minimum sebesar 1 jiwa, yaitu di Kabupaten Bantaeng, dan nilai maksimum sebesar 91 jiwa, yaitu di Kabupaten Jeneponto. Rata-rata bayi dengan berat badan lahir rendah (x<sub>1</sub>) di Sulawesi Selatan tahun 2017 sebesar 225 jiwa, dengan jumlah maksimum sebesar 846 jiwa dan jumlah minimum sebesar 46 jiwa. Rata-rata bayi yang mendapatkan vitamin A (x<sub>2</sub>) sebesar 3868 jiwa, dengan jumlah maksimum sebesar 24094 jiwa dan jumlah minimum sebesar 167 jiwa. Rata-rata bayi yang diberi ASI eksklusif (x<sub>3</sub>) sebesar 2831 jiwa, dengan jumlah maksimum sebesar 15960 jiwa dan jumlah minimum sebesar 268 jiwa. Rata-rata bayi yang diberi imunisasi lengkap (x<sub>4</sub>) sebesar 5889 jiwa, dengan jumlah maksimum sebesar 26715 jiwa dan jumlah minimum sebesar 0 jiwa. Rata-rata ibu bersalin yang ditolong tenaga medis (x<sub>5</sub>) sebesar 6232 jiwa, dengan jumlah maksimum sebesar 25946 jiwa dan jumlah minimum sebesar 1884 jiwa.

Selanjutnya, pola hubungan antara variabel respon dan prediktor disajikan dengan *scatter plot* pada Gambar 1. Melalui *scatter plot* dapat diidentifikasi secara awal bentuk pola hubungan antara variabel respon dan prediktor. Pola hubungan ini menjadi dasar untuk membentuk model regresi. Berdasarkan Gambar 1 diperoleh bahwa terdapat pencilan pada data serta terdapat kecenderungan perubahan perilaku plot data pada suatu interval tertentu. Oleh karena itu, pemodelan data jumlah kematian bayi dengan variabel prediktor dimodelkan menggunakan regresi nonparametrik Poisson estimator *spline truncated*.

*Pemodelan Regresi Nonparametrik Poisson pada Tingkat Kematian Bayi...  
Novilia Jao, Anna Islamiyati, Nurtiti Sunusi*



Gambar 1. *Scatter plot* variabel respon dan prediktor data jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan Tahun 2017

Dalam pemodelan regresi nonparametrik Poisson estimator *spline truncated* digunakan bantuan *software* Rstudio untuk menghitung nilai GCV serta estimasi parameter. Perbandingan nilai GCV terkecil dari masing-masing orde dan titik knot yang dicobakan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan nilai GCV minimum

Banyaknya Titik Knot	Model	
	Linier	Kuadratik
1	564,0859	1059,1460
2	638,9296	700,6428

Sumber: Data diolah 2020

Berdasarkan Tabel 2 diperoleh nilai GCV minimum sebesar 564,0859, yaitu pada fungsi *spline* linier multivariabel dengan satu titik knot. Hasil ini digunakan dalam pemodelan

jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan tahun 2017. Estimasi model *spline* linier multivariabel dengan satu titik knot disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Estimasi parameter model *spline* linier multivariabel satu titik knot

Parameter	Estimasi	<i>W</i>	<i>p-value</i>
$\beta_{00}$	2,324	14,109	$< 2.10^{-16}$
$\beta_{11}$	$4,568.10^{-3}$	4,811	$1,51.10^{-7}$
$\beta_{12}$	$-1,483.10^{-2}$	-5,556	$2,76.10^{-8}$
$\beta_{21}$	$-1,523.10^{-4}$	-1,555	0,1199
$\beta_{22}$	$5,033.10^{-5}$	0,072	0,9426
$\beta_{31}$	$2,056.10^{-4}$	2,877	0,0040
$\beta_{32}$	$-1,009.10^{-3}$	-2,593	0,0095
$\beta_{41}$	$4,222.10^{-5}$	1,290	0,1971
$\beta_{42}$	$2,274.10^{-3}$	1,142	0,2534
$\beta_{51}$	$8,779.10^{-5}$	1,910	0,0561
$\beta_{52}$	$-1,638.10^{-3}$	-1,598	0,1100

Sumber: Data diolah 2020

Berdasarkan estimasi parameter pada Tabel 3, diperoleh model regresi nonparametrik multivariabel yang terbentuk adalah sebagai berikut,

$$\hat{y}_i = \exp[2,324 + 4,568.10^{-3}x_{1i} - 1,483.10^{-2}(x_{1i} - 273)_+ - 1,523.10^{-4}x_{2i} + 5,033.10^{-5}(x_{2i} - 4800)_+ + 2,056.10^{-4}x_{3i} - 1,009.10^{-3}(x_{3i} - 7100)_+ + 4,222.10^{-5}x_{4i} + 2,274.10^{-3}(x_{4i} - 9900)_+ + 8,779.10^{-5}x_{5i} - 1,638.10^{-3}(x_{5i} - 9200)_+] \quad (7)$$

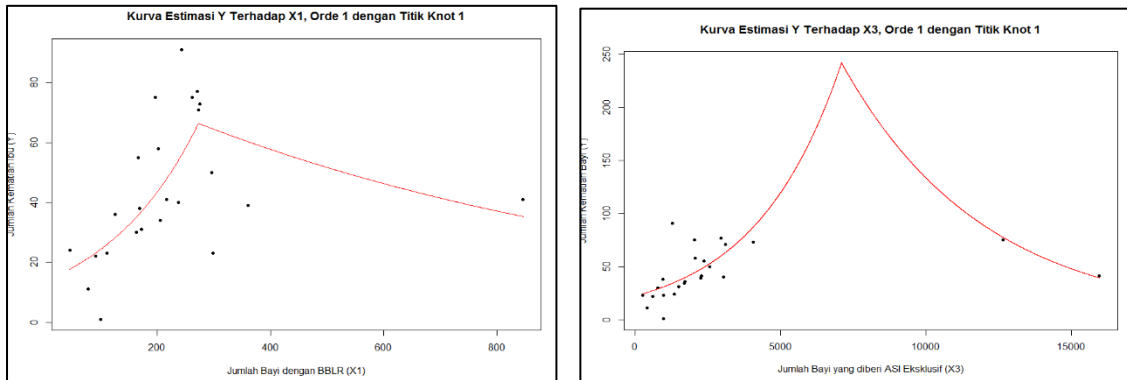
Uji signifikansi parameter dilakukan untuk melihat pengaruh signifikansi variabel prediktor terhadap variabel respon. Uji signifikansi parameter secara simultan dilakukan dengan uji *likelihood ratio* yang diperoleh nilai  $G = 203,38 > \chi_{0,01;10}^2 = 23,209$ , artinya tolak  $H_0$  atau dengan kata lain terdapat pengaruh variabel prediktor secara simultan terhadap jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan. Selanjutnya, uji signifikansi parameter secara parsial dilakukan dengan uji *Wald* berdasarkan nilai *p-value* dengan  $\alpha = 0,01$ . Pada Tabel 3 diperoleh variabel yang signifikan adalah jumlah bayi dengan berat badan lahir rendah ( $x_1$ ) dan jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif ( $x_3$ ) dengan nilai masing-masing *p-value* =  $1,51.10^{-7}$ ;  $2,76.10^{-8}$ ; 0,0040; dan  $0,0095 < \alpha = 0,01$ . Sedangkan variabel  $x_2$ ,  $x_4$ , dan  $x_5$  tidak signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi sehingga dapat dikeluarkan dari model. Berdasarkan uji signifikansi yang telah dilakukan maka diperoleh model terbaik dalam memodelkan jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan adalah sebagai berikut:

$$\hat{y}_i = \exp[2,629 + 4,021.10^{-3}x_{1i} - 5,359.10^{-3}(x_{1i} - 273)_+ + 1,665.10^{-4}x_{3i} - 1,790.10^{-4}(x_{3i} - 7100)_+] \quad (8)$$

$$\text{dengan, } (x_{1i} - 273)_+ = \begin{cases} (x_{1i} - 273) & , x_{1i} \geq 273 \\ 0 & , x_{1i} < 273 \end{cases}$$

$$(x_{3i} - 7100)_+ = \begin{cases} (x_{3i} - 7100) & , x_{3i} \geq 7100 \\ 0 & , x_{3i} < 7100 \end{cases}$$

Adapun kurva estimasi model *spline* linier dengan satu titik knot dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Kurva estimasi fungsi regresi *spline* linier dengan satu titik knot

Selanjutnya, interpretasi model regresi *spline* linier dengan satu titik knot pada penelitian ini berdasarkan koefisien parameter yang signifikan, yaitu:

- a. Pada persamaan (8) menunjukkan bahwa apabila faktor jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif sama dengan 0 dan pengaruh faktor jumlah bayi dengan berat badan lahir rendah kurang dari 273 jiwa maka setiap terjadi penurunan 1 jiwa jumlah bayi dengan BBLR maka akan menaikkan jumlah kematian bayi sebesar  $e^{4,021 \cdot 10^{-3}} \approx 1,004 \approx 1$  kali dari  $y$  sebelumnya, tetapi jika jumlah bayi dengan BBLR diatas 273 jiwa maka setiap penambahan 1 jiwa akan terjadi penurunan jumlah kematian bayi sebesar  $e^{5,359 \cdot 10^{-3}} \approx 1,005 \approx 1$  kali dari  $y$  sebelumnya.
- b. Sedangkan jika faktor jumlah bayi dengan BBLR sama dengan 0 dan faktor jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif kurang dari 7100 jiwa maka setiap penurunan 1 jiwa jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif maka akan menaikkan jumlah kematian bayi sebesar  $e^{1,665 \cdot 10^{-4}} \approx 1,0001 \approx 1$  kali dari  $y$  sebelumnya, hal ini berbanding terbalik apabila jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif lebih dari 7100 jiwa maka setiap penambahan 1 jiwa bayi yang diberi ASI eksklusif maka akan menurunkan jumlah kematian bayi sebesar  $e^{1,790 \cdot 10^{-4}} \approx 1,0001 \approx 1$  kali dari  $y$  sebelumnya.

#### 4. Kesimpulan

Model regresi nonparametrik Poisson estimator *spline truncated* terbaik pada data jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan tahun 2017 adalah *spline* linier satu titik knot dengan nilai GCV minimum adalah 564,0859. Dari kelima variabel prediktor hanya 2



yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian bayi di Sulawesi Selatan, yaitu jumlah bayi dengan berat badan lahir rendah ( $x_1$ ) dan jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif ( $x_3$ ).

Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan mengestimasi model regresi nonparametrik Poisson dengan fungsi *spline* yang lain seperti *penalized spline* dan *smoothing spline*.

## Daftar Pustaka

- [1] Jus'at, I. *Analisa Regresi Pengolahan Data Gizi & Kesehatan*. Yogyakarta: Rapha Publishing. 2019.
- [2] Dinas Kesehatan Sulawesi Selatan. *Profil Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2016*. Makassar: Pusat Data dan Informasi. 2017.
- [3] Aulele, S. N. Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Maluku Tahun 2010 Dengan Menggunakan Regresi Poisson. *Jurnal Barekeng*, 5(2): 23–27, 2012.
- [4] Koerniawan, V., Sunusi, N. dan Raupong. Estimasi Parameter Model Poisson Hidden Markov pada Data Banyaknya Kedatangan Klaim Asuransi Jiwa. *Estimasi: Journal of Statistics and Its Application*, 1(2): 65-73, 2020.
- [5] Safrida, N., dkk. Aplikasi Model Regresi Poisson Tergeneralisasi Pada Kasus Angka Kematian Bayi di Jawa Tengah Tahun 2007. *JURNAL GAUSSIAN*, 2(4): 361–368, 2013.
- [6] Prahutama, A., dkk. Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Angka Kematian Bayi di Jawa Tengah Menggunakan Regresi Generalized Poisson dan Binomial Negatif. *Jurnal Statistika*, 5(2), 2017.
- [7] Ramdhani, Z. A., Islamiyati, A. dan Raupong. Hubungan Faktor Kolesterol Terhadap Gula Darah Diabetes dengan Spline Kubik Terbobot. *Estimasi: Journal of Statistics and Its Application*, 1(1): 32-39, 2020.
- [8] Arifin, S., Islamiyati, A. dan Raupong. Kemampuan Estimator Spline Linear dalam Analisis Komponen Utama. *Estimasi: Journal of Statistics and Its Application*, 1(1): 40-47, 2020.
- [9] Pratiwi, L.P.S. Pemodelan Spline Truncated Dalam Regresi Nonparametrik Birespon. *Konferensi Nasional Sistem & Informatika*, 2017.
- [10] Alexander, M. dan Alkema, L. Global Estimation of Neonatal Mortality Using a Bayesian Hierarchical Splines Regression Model. *Demographic Research*, 38: 335–372, 2018.
- [11] Kilinc, B. K. dan Asfha, H. D. Penalized Splines Fitting for a Poisson Response Including Outliers. *Pakistan Journal of Statistics and Operation Research*, 15(15): 979–988, 2019.
- [12] Collett, D. *Modelling Binary Data, Second Edition*. United States: CRC Press. 2002.
- [13] Hardle, W. *Applied Nonparametric Regression*. New York: Cambridge University Press. 1990.

- [14] Agresti, A. *An Introduction To Categorical Data Analysis Second Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons. 2007.
- [15] Budiantara, I. N.. Model Spline dengan Knots Optimal. *Jurnal Ilmu Dasar*, 7: 77–85, 2006.