

REGRESI BINOMIAL NEGATIF UNTUK MEMODELKAN KEMATIAN BAYI DI KALIMANTAN TIMUR

by M. Fathurahman

Submission date: 01-Apr-2022 02:53AM (UTC+0000)

Submission ID: 1798483109

File name: cekturnitin6.pdf (285.22K)

Word count: 3716

Character count: 21771

REGRESI BINOMIAL NEGATIF UNTUK MEMODELKAN KEMATIAN BAYI DI KALIMANTAN TIMUR

Abstrak

Regresi binomial negatif (RBN) merupakan suatu model regresi alternatif untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen berupa data cacah yang overdispersi dan satu atau lebih variabel independen. Overdispersi adalah suatu masalah dalam pemodelan regresi Poisson, yaitu ragam variabel dependen lebih dari reratanya. Jika terdapat overdispersi, maka *estimator* parameter model regresi Poisson memiliki nilai *standard error* yang bukan nilai sebenarnya (*under-estimate*). Model RBN diterapkan pada pemodelan kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019. Data kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 terindikasi overdispersi. Kematian bayi merupakan suatu indikator yang dapat mengukur kemajuan hasil pembangunan bidang kesehatan di suatu wilayah. Dalam kurun waktu tiga tahun terakhir dari tahun 2017 sampai dengan 2019 data kematian bayi di Kalimantan Timur terus mengalami peningkatan. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan untuk mendapatkan faktor-faktor yang menjadi penyebabnya. Hasil pemodelan dengan RBN menunjukkan bahwa persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3, persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi, dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 signifikan memengaruhi kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019.

Kata Kunci: data cacah, regresi Poisson, overdispersi, RBN, kematian bayi

PENDAHULUAN

Regresi Poisson adalah suatu pendekatan regresi yang populer untuk memodelkan data cacah. Model regresi Poisson dikembangkan melalui *Generalized Linear Models* (GLM) [1]. Dalam pemodelan regresi Poisson, asumsi ekuidispersi harus dipenuhi. Asumsi ini menunjukkan bahwa ragam dan rerata dari variabel dependen mempunyai nilai yang sama. Pada penerapannya, asumsi ekuidispersi terkadang tidak dapat dipenuhi karena adanya overdispersi, yaitu ragam lebih dari rerata. Jika variabel dependen terindikasi overdispersi tetap dimodelkan dengan regresi Poisson, maka akan didapatkan *estimator* parameter model yang memiliki nilai *standard error* yang bukan nilai sebenarnya (*under-estimate*). Akibatnya, hasil uji signifikansi terhadap parameter model menghasilkan variabel independen memengaruhi variabel dependen padahal kenyataannya tidak berpengaruh signifikan [2]. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan untuk menangani overdispersi.

RBN merupakan suatu pendekatan yang dapat menangani overdispersi pada variabel dependen model regresi Poisson. Model RBN

dibangun berdasarkan campuran (*mixed*) antara distribusi Poisson dan distribusi gamma [2]. Penelitian yang mengembangkan dan menerapkan model RBN telah banyak dilakukan. [3,4] mengembangkan model RBN dan model RBN untuk data spasial heterogenitas dan menerapkannya pada pemodelan kematian bayi dan kecelakaan transportasi. Estimasi terhadap model RBN menggunakan metode *Maximum Likelihood* (ML) dan *Newton-Raphson*. Sedangkan, pengujian hipotesis signifikansi parameter model menggunakan metode *Likelihood Ratio Test* (LRT) dan *Wald*. Sementara itu, [5] melakukan estimasi terhadap parameter dispersi pada distribusi binomial negatif yang merupakan distribusi dari variabel dependen model RBN. [6] mengembangkan dan menerapkan RBN pada pemodelan polusi udara. [7] melakukan pemodelan kematian bayi menggunakan RBN dan [8] menerapkan RBN untuk memodelkan faktor-faktor yang berhubungan dan berpengaruh terhadap cakupan pelayanan *Antenatal Care* (ANC).

[9,10] menerapkan RBN pada pemodelan kasus COVID-19.

Penerapan model RBN pada penelitian ini mengacu pada hasil publikasi Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Timur [11] yang menyatakan bahwa terjadi peningkatan jumlah kasus kematian bayi di Kalimantan Timur dalam tiga tahun terakhir, yaitu dari tahun 2017 sampai dengan 2019. Pada tahun 2017 jumlah kasus kematian bayi sebanyak 605 kasus. Terjadi peningkatan jumlah kasus kematian bayi di tahun 2018 sebanyak 671 kasus dan kembali meningkat sebanyak 688 kasus pada tahun 2019.

LANDASAN TEORI

Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan suatu model regresi parametrik yang nonlinier. Variabel dependen (Y) model regresi Poisson berdistribusi Poisson dengan fungsi massa probabilitas didefinisikan sebagai berikut [2]:

$$P(Y = y|\mu_1) = \frac{e^{-\mu_1} \mu_1^y}{y!}, y = 0,1,2, \dots \quad (1)$$

dimana μ adalah parameter dan $\mu > 0$. Rerata dan ragam dari Y berturut-turut dinyatakan dengan $E(Y) = \mu_1$ dan $Var(Y) = \mu_1$.

Secara matematis, model regresi Poisson diformulasikan sebagai berikut [2]:

$$\mu_{1i} = \exp(\beta_1^T x_i), i = 1,2, \dots, n \quad (2)$$

dimana μ_{1i} adalah rerata variabel dependen untuk observasi ke- i , β_1^T adalah vektor parameter, dan x_i vektor variabel independen untuk observasi ke- i . Vektor parameter dan variabel independen berturut-turut dinyatakan sebagai

$$\beta_1^T = [\beta_{10} \ \beta_{11} \ \beta_{12} \ \dots \ \beta_{1q}]$$

$$x_i = [1 \ X_{1i} \ X_{2i} \ \dots \ X_{qi}]^T.$$

Berdasarkan metode GLM [1], model regresi Poisson pada Persamaan (2) dapat ditulis menjadi

$$\eta_1(x_i) = \ln \mu_{1i} = \beta_1^T x_i. \quad (3)$$

dimana $\eta_1(x_i)$ adalah fungsi penghubung (*link function*) yang bergantung pada variabel independen.

Untuk mendapatkan model regresi Poisson pada Persamaan (4), dilakukan

estimasi terhadap parameter modelnya menggunakan metode ML [2]. Estimasi parameter diawali dengan membentuk fungsi *likelihood* dan *ln-likelihood*. Misalkan $\mathcal{L}_1 = \mathcal{L}(\beta_1)$ dan $\ell_1 = \ell(\beta_1)$. Berdasarkan Persamaan (1), dapat dibentuk fungsi *likelihood* dan *ln-likelihood* sebagai berikut:

$$\mathcal{L}_1 = \prod_{i=1}^n \frac{\exp[-\exp(\beta_1^T x_i)] [\exp(\beta_1^T x_i)]^{y_i}}{y_i!} \quad (4)$$

$$\ell_1 = \sum_{i=1}^n [y_i \beta_1^T x_i - \exp(\beta_1^T x_i) - \ln y_i!]. \quad (5)$$

Selanjutnya, memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* pada Persamaan (5) dengan melakukan derivatif parsial terhadap parameter yang diestimasi, yaitu

$$\frac{\partial \ell_1}{\partial \beta_1^T} = - \sum_{i=1}^n [y_i - \exp(\beta_1^T x_i)] x_i = 0. \quad (6)$$

Estimator ML parameter model regresi Poisson pada Persamaan (6) berbentuk fungsi yang tidak eksplisit. Oleh karena itu, untuk mendapatkan *estimator* ML digunakan pendekatan numerik dengan metode *Fisher scoring* [12]. Setelah didapatkan *estimator* parameter model, dilakukan uji signifikansi parameter yang bertujuan untuk mendapatkan variabel independen yang memengaruhi variabel dependen. Pengujian signifikansi parameter meliputi uji simultan dan uji parsial [2].

Uji simultan digunakan untuk mengetahui adanya pengaruh dari variabel independen terhadap variabel dependen secara bersama atau untuk mengetahui minimal terdapat satu variabel independen yang memengaruhi variabel dependen. Uji simultan juga dapat digunakan untuk mengetahui layak atau tidaknya model yang digunakan. Sedangkan, uji parsial digunakan untuk mengetahui variabel independen yang memengaruhi variabel dependen secara individu. Hipotesis untuk uji simultan adalah:

$$H_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \dots = \beta_{1q} = 0 \quad (7)$$

H_1 : minimal satu $\beta_{1h} \neq 0$,
 $h = 1, 2, \dots, q$.

Statistik uji yang digunakan untuk pengujian hipotesis pada Persamaan (7) adalah statistik *Wilk's lambda* yang diperoleh dengan metode LRT [2] dan didefinisikan sebagai berikut:

$$G_1 = 2 \left(L(\hat{\Omega}_1) - L(\hat{\omega}_1) \right), \quad (8)$$

dimana:

$$L(\hat{\Omega}_1) = \sum_{i=1}^n \left[-\exp(\hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) + y_i \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \ln(y_i!) \right]$$

$$L(\hat{\omega}_1) = \sum_{i=1}^n \left[-\exp(\hat{\beta}_0 \mathbf{x}_i) + y_i \hat{\beta}_0 \mathbf{x}_i - \ln(y_i!) \right].$$

Statistik uji *Wilk's lambda* pada Persamaan (8) secara asimtotik menghampiri distribusi *Khi-kuadrat* [13] dengan derajat bebas v_1 yang didapat dari selisih antara banyaknya parameter model dibawah populasi dan hipotesis nol (H_0), yaitu $v_1 = (q + 1) - 1 = q$. Oleh karena itu, daerah penolakan hipotesis nol untuk menguji hipotesis pada Persamaan (7) adalah tolak H_0 bila nilai $G_1 > \chi^2_{(\alpha, v_1)}$ atau *P-value* kurang dari α , dengan α adalah tingkat signifikansi dan nilai $\chi^2_{(\alpha, v_1)}$ didapat dari tabel distribusi *Khi-kuadrat*.

Selanjutnya, melakukan uji parsial menggunakan *Wald test*. Hipotesis untuk uji parsial adalah:

$$H_0 : \beta_{1h} = 0$$

$$H_1 : \beta_{1h} \neq 0, h = 1, 2, \dots, q. \quad (9)$$

Statistik uji untuk menguji hipotesis pada Persamaan (9) diformulasikan sebagai berikut [2]:

$$W_1 = \frac{\hat{\beta}_{1h}}{SE(\hat{\beta}_{1h})}, \quad (10)$$

dimana $\hat{\beta}_{1h}$ adalah *estimator* ML parameter yang diperoleh dengan metode *Fisher-scoring* dan $SE(\hat{\beta}_{1h}) = \sqrt{\widehat{var}(\hat{\beta}_{1h})}$ adalah *standard error* untuk *estimator* ML parameter yang diperoleh dari elemen-elemen diagonal utama

matriks ragam koragam, $Cov(\hat{\beta}_1) = I^{-1}(\hat{\beta}_1)$ dengan $I(\hat{\beta}_1)$ adalah matriks informasi Fisher.

Statistik uji *Wald* pada Persamaan (10) secara asimtotik menghampiri distribusi normal standar [13]. Oleh karena itu, daerah kritis untuk menguji hipotesis pada Persamaan (9) adalah tolak H_0 bila nilai $|W_1| > Z_{\alpha/2}$ atau *P-value* kurang dari α , dengan nilai $Z_{\alpha/2}$ didapat dari tabel distribusi normal standar.

Model RBN

Model RBN merupakan model regresi yang dibangun menggunakan perpaduan (*mixed*) antara distribusi Poisson dan distribusi gamma [2]. Misalkan Y adalah variabel dependen yang merupakan variabel *random* berdistribusi binomial negatif, maka fungsi distribusi probabilitasnya didefinisikan sebagai berikut [2]:

$$P(Y = y | \mu_2, \tau) = \frac{\Gamma(y + \tau^{-1})}{\Gamma(\tau^{-1})\Gamma(y + 1)} \Delta_1 \quad (11)$$

dimana

$$\Delta_1 = \left(\frac{\tau^{-1}}{\tau^{-1} + \mu_2} \right)^{\zeta^{-1}} \left(\frac{\mu_2}{\tau^{-1} + \mu_2} \right)^y,$$

untuk $y = 0, 1, 2, \dots$ dan $\tau \geq 0$. $\mu_2 = E(Y)$ adalah rerata dari Y dan τ adalah parameter dispersi.

Model RBN didefinisikan dalam formula sebagai berikut [2]:

$$\eta_2(\mathbf{x}_i) = \ln \mu_{2i} = \beta_2^T \mathbf{x}_i \quad (12)$$

dimana $\eta_2(\mathbf{x}_i)$ adalah fungsi penghubung yang bergantung pada vektor variabel independen untuk observasi ke- i , \mathbf{x}_i ; μ_{2i} adalah rerata dari variabel dependen untuk observasi ke- i ; dan β_2^T adalah vektor parameter yang dinyatakan dengan $\beta_2^T = [\beta_{20} \ \beta_{21} \ \beta_{22} \ \dots \ \beta_{2q}]$.

Model RBN pada Persamaan (12) dapat diperoleh dengan cara mengestimasi parameter model menggunakan metode ML [2]. *Estimator* ML diperoleh dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* atau fungsi *ln-likelihood* yang diformulasikan sebagai berikut:

$$\mathcal{L}_2 = \prod_{i=1}^n \left[\left(\prod_{j=1}^{y_i-1} j/\tau \right) \frac{1}{(y_i!)} \Delta_{2i} \right] \quad (12)$$

dimana $\mathcal{L}_2 = \mathcal{L}(\boldsymbol{\beta}_2)$,

$$\Delta_{2i} = \left(\frac{1}{1 + \tau\mu_{2i}} \right)^{1/\tau} \left(\frac{\tau\mu_{2i}}{1 + \tau\mu_{2i}} \right)^{y_i}$$

$$\ell_2 = \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{j=1}^{y_i-1} \ln(j + 1/\tau) \right) + \Delta_{3i} \right] \quad (13)$$

dimana $\ell_2 = \ell(\boldsymbol{\beta}_2)$,

$$\Delta_{3i} = -\ln(y_i!) + y_i \ln(\tau\mu_{2i}) - (y_i + 1/\tau) \ln(1 + \tau\mu_{2i}).$$

Derivatif parsial fungsi *ln-likelihood* pada Persamaan (13) terhadap parameter yang diestimasi menghasilkan *estimator* ML yang berbentuk tidak eksplisit seperti pada Persamaan (14).

$$\frac{\partial \ell_2}{\partial \boldsymbol{\beta}_2^T} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\mu_{2i}}{1 + \tau\mu_{2i}} \frac{(y_i - \mu_{2i})\mathbf{x}_i}{\mu_{2i}} \right) = 0, \quad (14)$$

dengan $\mu_{2i} = \exp(\boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}_i)$.

Karena *estimator* ML parameter model RBN berbentuk fungsi yang tidak eksplisit, maka untuk mendapatkan *estimator* ML membutuhkan pendekatan secara numerik. Salah satu pendekatan numerik yang dapat digunakan untuk mendapatkan *estimator* ML adalah metode *Fisher-scoring* [12].

Selanjutnya, dilakukan pengujian hipotesis parameter model RBN yang terdiri atas uji simultan dan uji parsial. Uji simultan dilakukan dengan metode LRT dan uji parsial dengan uji Wald. Hipotesis untuk uji simultan adalah:

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_{21} = \beta_{22} = \dots = \beta_{2q} = 0 \\ H_1 : \text{minimal satu } \beta_{2h} \neq 0, \\ h = 1, 2, \dots, q. \end{aligned} \quad (15)$$

Statistik uji untuk hipotesis pada Persamaan (15) adalah statistik uji *Wilk's lambda* yang diformulasikan sebagai berikut [2]:

$$G_2 = 2 \left(L(\hat{\Omega}_2) - L(\hat{\omega}_2) \right), \quad (16)$$

dimana:

$$L(\hat{\Omega}_2) = \sum_{i=1}^n [\Delta_{4i} + \Delta_{5i}]$$

dengan

$$\Delta_{4i} = \left(\sum_{j=1}^{y_i-1} \ln(j + 1/\hat{\tau}) \right)$$

$$\Delta_{5i} = -\ln(y_i!) + y_i \ln(\hat{\tau}\hat{\mu}_{2i}) - (y_i + 1/\hat{\tau}) \ln(1 + \hat{\tau}\hat{\mu}_{2i}).$$

$$L(\hat{\omega}_2) = \sum_{i=1}^n [\Delta_{4i} + \Delta_{6i}]$$

dengan

$$\Delta_{6i} = -\ln(y_i!) + y_i \ln(\hat{\tau}\hat{\mu}_{3i}) - (y_i + 1/\hat{\tau}) \ln(1 + \hat{\tau}\hat{\mu}_{3i})$$

dan $\hat{\mu}_{3i} = \exp(\hat{\beta}_{20})$.

Statistik uji *Wilk's lambda* pada Persamaan (16) secara asimtotik menghampiri distribusi *Khi-kuadrat* [13] dengan derajat bebas v_2 yang didapat dari selisih antara banyaknya parameter model dibawah populasi dan hipotesis nol, yaitu $v_2 = (q + 2) - 2 = q$. Daerah penolakan hipotesis nol untuk menguji hipotesis pada Persamaan (15) adalah tolak H_0 bila nilai $G_2 > \chi^2_{(\alpha, v_2)}$ atau *P-value* kurang dari α . Nilai $\chi^2_{(\alpha, v_2)}$ didapat dari tabel distribusi *Khi-kuadrat*.

Setelah uji simultan, dilakukan uji parsial menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_{2h} = 0 \\ H_1 : \beta_{2h} \neq 0, h = 1, 2, \dots, q. \end{aligned} \quad (17)$$

Statistik uji untuk menguji hipotesis pada Persamaan (17) adalah statistik Wald yang dinyatakan sebagai berikut [2]:

$$W_2 = \frac{\hat{\beta}_{2h}}{SE(\hat{\beta}_{2h})}, \quad (18)$$

dimana $\hat{\beta}_{2h}$ adalah *estimator* ML parameter model yang diperoleh dengan metode *Fisher scoring* dan $SE(\hat{\beta}_{2h}) = \sqrt{\widehat{\text{var}}(\hat{\beta}_{2h})}$ adalah *standard error estimator* ML parameter yang diperoleh dari elemen-elemen diagonal utama matriks ragam koragam, $\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_2) = \mathbf{I}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_2)$ dengan $\mathbf{I}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_2)$ adalah matriks informasi Fisher.

Statistik Wald pada Persamaan (18) secara asimtotik menghampiri distribusi normal standar [13]. Daerah kritis untuk menguji hipotesis pada Persamaan (17) adalah tolak H_0 bila nilai $|W_2| > Z_{\alpha/2}$ atau *P-value* kurang dari

α dan nilai $Z_{\alpha/2}$ didapat dari tabel distribusi normal standar.

Multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan suatu pelanggaran terhadap asumsi dalam pemodelan regresi, yaitu terjadinya korelasi diantara variabel independen. Jika terjadi multikolinieritas dalam model regres, maka mengakibatkan *standard error* estimasi parameter model menjadi sangat besar dan hasil pengujian signifikansi parameter menghasilkan parameter yang tidak berpengaruh signifikan terhadap model [14]. Untuk mendeteksi adanya multikolinieritas dalam model regresi dapat menggunakan metode *Variance Inflation Factor* (VIF) dengan formula sebagai berikut:

$$VIF_h = \frac{1}{1 - R_h^2}, h = 1, 2, \dots, q \quad (19)$$

dimana R_h^2 adalah nilai koefisien determinasi antara variabel independen ke- h dan variabel independen lainnya, h adalah indeks untuk variabel independen dan q adalah banyaknya variabel independen. Suatu model regresi bebas multikolinieritas bila memiliki nilai VIF untuk semua variabel independennya kurang dari 10 [14].

Kematian Bayi

Kematian bayi adalah kematian yang terjadi antara saat setelah bayi lahir sampai bayi belum berusia tepat satu tahun [15]. Kematian bayi dapat dibagi dalam kematian neonatal (28 hari pertama) dan kematian pascaneonatal (antara 28 – 365 hari) [16]. Secara garis besar, dari sisi penyebabnya kematian bayi terdapat dua jenis, yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen (kematian neonatal) merupakan kematian bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah dilahirkan, dan penyebabnya secara umum adalah faktor-faktor yang dibawa bayi sejak lahir, yang diturunkan dari orang tuanya selama masa kehamilan. Sedangkan, kematian bayi eksogen (kematian post neonatal) merupakan kematian bayi yang terjadi setelah usia bayi 1 bulan hingga kurang dari 1 tahun, dengan penyebabnya adalah

faktor-faktor yang berkaitan dengan lingkungan eksternal [17].

METODE PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data pada penelitian ini merupakan data sekunder yang didapat dari Dinas Kesehatan Provinsi Kalimantan Timur [11]. Sedangkan, variabel penelitian terdiri atas variabel dependen dan variabel independen. Variabel dependen adalah jumlah kematian bayi (Y). Sedangkan, variabel independen meliputi persentase bayi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) (X_1), persentase bayi yang mendapatkan Air Susu Ibu (ASI) secara eksklusif (X_2), persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3 (X_3), persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi (X_4), dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 (X_5).

Populasi, Sampel, dan Teknik Sampling

Populasi pada penelitian ini adalah bayi yang meninggal pada usia 0 sampai dengan 11 bulan di Kalimantan Timur. Sampel yang digunakan adalah bayi yang meninggal pada usia 0 sampai dengan 11 bulan di Kalimantan Timur pada tahun 2019. Teknik pengambilan sampel (*sampling*) menggunakan *purposive sampling*, yaitu pengambilan sampel dengan pertimbangan. Pertimbangan peneliti dalam mengambil sampel adalah kematian bayi di Kalimantan Timur dalam tiga tahun terakhir dari tahun 2017 sampai dengan 2019 terus mengalami peningkatan.

Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis statistik deskriptif terhadap data penelitian.
2. Mendeteksi multikolinieritas pada variabel independen menggunakan nilai VIF.
3. Memodelkan kematian bayi dengan regresi Poisson yang meliputi:
 - a. Melakukan estimasi parameter model menggunakan metode ML dan *Fisher-scoring*.

- b. Melakukan uji signifikansi parameter model menggunakan metode LRT dan Wald.
 - c. Mendeteksi overdispersi pada regresi Poisson.
4. Memodelkan kematian bayi dengan RBN untuk menangani overdispersi pada regresi Poisson yang terdiri atas:
 - a. Melakukan estimasi parameter model dengan metode ML dan *Fisher-scoring*.
 - b. Melakukan uji signifikansi parameter model menggunakan metode LRT dan Wald.
 - c. Melakukan interpretasi terhadap model RBN.
 5. Menarik kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Data Penelitian

Untuk mengetahui gambaran atau deskripsi dari kematian bayi di Provinsi Kalimantan Timur tahun 2019, dilakukan analisis statistik deskriptif terhadap data penelitian yang terdapat pada variabel dependen dan independen. Hasil yang diperoleh disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Deskripsi Data Penelitian

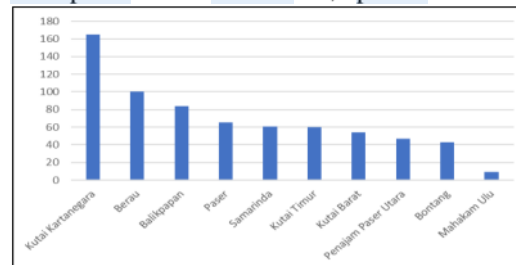
Variabel	Min	Mak	Rerata	SB
Y	9	165	69	42
X_1	2,7	10,3	6,11	2,8
X_2	66,5	96,8	78,97	9,3
X_3	76,3	100	92,09	7,31
X_4	72,7	100	90,69	10,48
X_5	69,4	99,5	88,92	9,12

Min = Minimum, Mak = Maksimum
SB = Simpangan Baku.

Pada Tabel 1 tampak bahwa rerata kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 adalah sebanyak 69 kasus, dengan simpangan baku sebanyak 42 kasus. Kematian bayi tertinggi di Kabupaten Kutai Kartanegara, yaitu sebanyak 165 kasus dan terendah di Kabupaten Mahakam Ulu, yaitu sebanyak 9 kasus. Perkembangan kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 disajikan pada Gambar 1.

Sementara itu, rerata persentase bayi BBLR sebesar 6,11 persen, dengan simpangan

baku sebesar 2,8 persen. Persentase bayi BBLR tertinggi di Kabupaten Kutai Barat sebesar 10,3 persen dan terendah di Kota Samarinda sebesar 2,7 persen. Rerata persentase bayi yang mendapatkan ASI eksklusif sebesar 78,97 persen, dengan simpangan baku sebesar 9,3 persen. Persentase bayi yang mendapatkan ASI eksklusif tertinggi di Kota Bontang, yaitu sebesar 96,8 persen. Sedangkan, terendah di Kabupaten Kutai Barat, yaitu sebesar 66,5 persen. Rerata cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3 sebesar 92,09 persen, dengan simpangan baku sebesar 7,31 persen. Cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3 tertinggi di Kabupaten Penajam Paser Utara sebesar 100 persen dan terendah di Kota Bontang sebesar 76,3 persen. Rerata cakupan pelayanan kesehatan bayi sebesar 90,69 persen, dengan simpangan baku sebesar 10,48 persen. Cakupan pelayanan kesehatan bayi tertinggi di Kabupaten Penajam Paser Utara, yaitu sebesar 100 persen. Sedangkan, terendah di Kabupaten Mahakam Ulu, yaitu sebesar 72,7 persen. Rerata cakupan kunjungan ibu hamil K4 sebesar 88,92 persen, dengan simpangan baku sebesar 9,12 persen. Cakupan kunjungan ibu hamil K4 tertinggi di Kabupaten Penajam Paser Utara sebesar 99,5 persen dan terendah di Kabupaten Berau sebesar 69,4 persen.



Gambar 1 Diagram perkembangan kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019

Pendeteksian Multikolinieritas

Pendeteksian multikolinieritas terhadap variabel independen menggunakan kriteria VIF. Hasil yang didapat seperti pada Tabel 2.

Tabel 2 Nilai VIF Variabel Independen

Variabel	VIF
X_1	1,32
X_2	2,33

X_3	1,66
X_4	2,07
X_5	1,72

Berdasarkan Tabel 2, nilai VIF dari masing-masing variabel independen tidak lebih dari 10. Hasil ini mengindikasikan tidak terdapat multikolinieritas pada variabel independen. Oleh karena itu, semua variabel independen layak untuk dimodelkan dengan regresi Poisson dan RBN.

Pemodelan Kematian Bayi dengan Regresi Poisson

Pemodelan kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 dengan regresi Poisson diawali dengan melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter. Hasil yang diperoleh ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Estimasi dan Uji Parsial Parameter Model Regresi Poisson

Par	Est	SE	W_1	P
$\hat{\beta}_{10}$	8,5044	1,1004	7,7285	< 0,001*
$\hat{\beta}_{11}$	-0,0368	0,0157	-2,3439	0,0256*
$\hat{\beta}_{12}$	-0,0173	0,0066	-2,6212	0,0129*
$\hat{\beta}_{13}$	-0,0348	0,0074	-4,7027	< 0,001*
$\hat{\beta}_{14}$	0,0379	0,0063	6,0159	< 0,001*
$\hat{\beta}_{15}$	-0,0339	0,0065	-5,2154	< 0,001*

*Signifikan pada $\alpha = 0,1$.

Berdasarkan Tabel 3, didapatkan model regresi Poisson yang dinyatakan sebagai berikut:

$$\eta_1(x_i) = 8,5044 - 0,0368X_{1i} - 0,0173X_{2i} - 0,0348X_{3i} + 0,0379X_{4i} - 0,0339X_{5i} \quad (20)$$

Selanjutnya, dilakukan uji signifikansi parameter untuk mendapatkan parameter yang signifikan terhadap model. Hasil uji signifikansi parameter secara serentak melalui uji simultan diperoleh nilai statistik uji Wilk's lambda (G_1) sebesar 111,75 dan P -value sebesar $1,75 \times 10^{-22}$. Sementara itu, dari tabel distribusi *Khi-kuadrat* didapatkan nilai $\chi^2_{(0,1;5)}$ sebesar 9,24. Karena nilai G_1 lebih dari $\chi^2_{(0,1;5)}$ dan nilai P tidak lebih dari α , maka tolak H_0 . Sehingga, dapat disimpulkan bahwa variabel persentase bayi BBLR, persentase bayi yang mendapatkan ASI secara eksklusif, persentase

cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3, persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi, dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 secara simultan memengaruhi kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019.

Berdasarkan hasil uji parsial pada Tabel 3, dapat diketahui bahwa *estimator* parameter $\hat{\beta}_{11}, \hat{\beta}_{12}, \hat{\beta}_{13}, \hat{\beta}_{15}$ mempunyai nilai statistik Wald kurang dari $-Z_{\alpha/2}$ dan untuk *estimator* parameter $\hat{\beta}_{14}$ mempunyai nilai statistik Wald lebih dari $Z_{\alpha/2}$, dimana nilai $Z_{\alpha/2}$ sebesar 1,65. Oleh karena itu, tolak H_0 . Hal ini menunjukkan bahwa masing-masing dari variabel persentase bayi BBLR, persentase bayi yang mendapatkan ASI secara eksklusif, persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3, persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi, dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 secara signifikan memengaruhi kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019.

Pendeteksian Overdispersi

Setelah dilakukan analisis regresi Poisson, dilakukan pendeteksian overdispersi. Hasil yang diperoleh adalah ragam data kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 (1728) lebih dari nilai reratanya (69). Sementara itu, nilai devians (9,83) dibagi dengan derajat kebebasannya (5) lebih dari 1, yaitu sebesar 1,97. Hasil ini menunjukkan bahwa terdapat overdispersi pada model regresi Poisson. Oleh karena itu, untuk menangani overdispersi ini digunakan model RBN.

Pemodelan Kematian Bayi dengan RBN

Setelah terdeteksi adanya overdispersi pada regresi Poisson, maka dilakukan pemodelan kasus kematian bayi di Provinsi Kalimantan Timur tahun 2019 dengan RBN. Hasil estimasi dan uji parsial parameter disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Estimasi dan Uji Parsial Parameter Model RBN

Par	Est	SE	W_1	P
$\hat{\beta}_{20}$	8,3725	3,6779	2,2764	0,0299*
$\hat{\beta}_{21}$	-0,0644	0,0526	-1,2243	0,1885

$\hat{\beta}_{22}$	-0,0112	0,0209	-0,5359	0,3456
$\hat{\beta}_{23}$	-0,0413	0,0228	-1,8114	0,0773*
$\hat{\beta}_{24}$	0,0503	0,0183	2,7486	0,0091*
$\hat{\beta}_{25}$	-0,0419	0,0188	-2,2287	0,0333*

*Signifikan pada $\alpha = 0,1$.

Berdasarkan Tabel 4, didapatkan model RBN:

$$\eta_2(x_i) = 8,3725 - 0,0644X_{1i} - 0,0112X_{2i} + -0,0413X_{3i} + 0,0503X_{4i} - 0,0419X_{5i}. \quad (21)$$

Interpretasi dari model RBN pada Persamaan (21) adalah:

1. Jika variabel persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3 meningkat sebesar 1 persen, maka akan menurunkan ln rerata kematian bayi di Kalimantan Timur sebesar 0,0413, dimana variabel yang lain dianggap tetap.
2. Jika variabel persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi menurun sebesar 1 persen, maka akan meningkatkan ln rerata kematian bayi di Kalimantan Timur sebesar 0,0503, dimana variabel yang lain dianggap tetap.
3. Jika variabel persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 meningkat sebesar 1 persen, maka akan menurunkan ln rerata kematian bayi di Kalimantan Timur sebesar 0,0419, dimana variabel yang lain dianggap tetap.

Sementara itu, diperoleh nilai statistik G_2 sebesar 9,83 dengan P -value sebesar 0,08 dan nilai $\chi^2_{(0,1;5)}$ sebesar 9,24. Hasil ini menunjukkan bahwa nilai G_2 lebih dari $\chi^2_{(0,1;5)}$ dan P -value tidak lebih dari α . Oleh karena itu, diputuskan tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa variabel persentase bayi BBLR, persentase bayi yang mendapatkan ASI secara eksklusif, persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3, persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi, dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 secara simultan memengaruhi kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019.

Selanjutnya, pada Tabel 4 tampak bahwa nilai statistik uji parsial W_2 untuk *estimator* parameter $\hat{\beta}_{23}$ dan $\hat{\beta}_{25}$ mempunyai nilai statistik Wald tidak lebih dari $-Z_{\alpha/2}$ dan untuk $\hat{\beta}_{24}$ mempunyai nilai statistik Wald lebih dari

$Z_{\alpha/2}$, dimana nilai $Z_{\alpha/2}$ sebesar 1,645. Sehingga, diputuskan tolak H_0 . Hal ini menunjukkan bahwa persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3, persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi, dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4 secara individu memengaruhi kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Model RBN merupakan suatu metode regresi alternatif untuk mengakomodasi dan menangani masalah overdispersi pada regresi Poisson. Jika terdapat masalah overdispersi, maka *estimator* parameternya memiliki nilai *standard error* yang bukan nilai sebenarnya (*under-estimate*) dan hasil pengujian hipotesis signifikansi parameter mengakibatkan variabel independen berpengaruh terhadap variabel dependen padahal sebenarnya tidak berpengaruh secara signifikan.

Pemodelan kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 dengan regresi Poisson menunjukkan adanya overdispersi. Oleh karena itu, digunakan model RBN untuk menanganinya. Berdasarkan pemodelan dengan RBN, faktor-faktor yang signifikan memengaruhi kematian bayi di Kalimantan Timur tahun 2019 adalah persentase cakupan kunjungan neonatal lengkap KN3, persentase cakupan pelayanan kesehatan bayi, dan persentase cakupan kunjungan ibu hamil K4.

Saran

Saran-saran yang diajukan untuk penelitian selanjutnya adalah menggunakan pendekatan alternatif regresi yang lain untuk menangani overdispersi pada pemodelan kematian bayi di Kalimantan Timur. Misalnya regresi *generalized Poisson* dan regresi *Poisson inverse Gaussian*. Selain itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut menggunakan faktor-faktor lain yang diduga berpengaruh terhadap kematian bayi sebagai variabel independen. Sehingga, dapat diperoleh lebih banyak faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kematian bayi di Kalimantan Timur.

REGRESI BINOMIAL NEGATIF UNTUK MEMODELKAN KEMATIAN BAYI DI KALIMANTAN TIMUR

ORIGINALITY REPORT

19%

SIMILARITY INDEX

18%

INTERNET SOURCES

11%

PUBLICATIONS

4%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	journal.universitasbumigora.ac.id Internet Source	2%
2	id.scribd.com Internet Source	2%
3	media.neliti.com Internet Source	1%
4	digilib.unhas.ac.id Internet Source	1%
5	www.scribd.com Internet Source	1%
6	adoc.pub Internet Source	1%
7	jurnal.fmipa.unmul.ac.id Internet Source	1%
8	repository.its.ac.id Internet Source	1%
9	123dok.com Internet Source	1%

10	docplayer.info Internet Source	1 %
11	digilibadmin.unismuh.ac.id Internet Source	1 %
12	zombiedoc.com Internet Source	1 %
13	repository.unair.ac.id Internet Source	1 %
14	Submitted to Universitas Islam Indonesia Student Paper	<1 %
15	core.ac.uk Internet Source	<1 %
16	eprints.dinus.ac.id Internet Source	<1 %
17	digilib.uinsby.ac.id Internet Source	<1 %
18	animarlinarosadi.wordpress.com Internet Source	<1 %
19	es.scribd.com Internet Source	<1 %
20	repository.radenintan.ac.id Internet Source	<1 %
21	online-journal.unja.ac.id Internet Source	<1 %

22

Lusi Eka Afri. "Perbandingan Regresi Binomial Negatif dan Regresi Conway-Maxwell-Poisson dalam Mengatasi Overdispersi pada Regresi Poisson", Jurnal Gantang, 2017

Publication

<1 %

23

eprints.umg.ac.id

Internet Source

<1 %

24

eprints.untirta.ac.id

Internet Source

<1 %

25

id.123dok.com

Internet Source

<1 %

26

Adharty Pratiwi Sembiring. "FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI BESAR KLAIM ASURANSI JIWA DENGAN MENGGUNAKAN MODEL REGRESI TOBIT", Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya, 2019

Publication

<1 %

27

Marwanto Harjowiryono. "Determinan Kepatuhan Bendahara Pemerintah dalam Menyetorkan Penerimaan Pajak", Indonesian Treasury Review: Jurnal Perbendaharaan, Keuangan Negara dan Kebijakan Publik, 2020

Publication

<1 %

28

eprints.undip.ac.id

Internet Source

<1 %

repository.lppm.unila.ac.id

29

Internet Source

<1 %

30

text-id.123dok.com

Internet Source

<1 %

31

Schwaab, M.. "Optimum reference temperature for reparameterization of the Arrhenius equation. Part 1: Problems involving one kinetic constant", Chemical Engineering Science, 200705

Publication

<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography Off