

Deteksi Dini Kasus Demam Berdarah *Dengue* Berdasarkan Faktor Cuaca di DKI Jakarta Menggunakan Metode Zero Truncated Negative Binomial

EARLY WARNING DENGUE HAEMORRHAGIC FEVER (DHF) CASES BASED ON WEATHER FACTORS USING ZERO TRUNCATED NEGATIVE BINOMIAL METHOD IN JAKARTA

Muhammad Lutfi H.D. Jaya, Achmad Fauzi, Rivan Destyanugraha,
Robert Kurniawan, dan Siti Mariyah

Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS), Jakarta
Jalan Otto Iskandardinata No. 64 C, Jatinegara,
Jakarta Timur 13330, DKI Jakarta, Indonesia
E - mail : robertk@stis.ac.id

Submitted : 15-3-2017, Revised : 7-5-2017, Revised : 19-5-2017, Accepted : 7-7-2017

Abstract

The incidence rates of DHF in Jakarta in 2010 to 2014 are always higher than that of the national rates. Therefore, this study aims to find the effect of weather parameter on DHF cases. Weather is chosen because it can be observed daily and can be predicted so that it can be used as early detection in estimating the number of DHF cases. Data use includes DHF cases which is collected daily and weather data including lowest and highest temperatures and rainfall. Data analysis used is zero-truncated negative binomial analysis at 10% significance level. Based on the periodic data of selected variables from January 1st 2015 until May 31st 2015, the study revealed that weather factors consisting of highest temperature, lowest temperature, and rainfall rate were significant enough to predict the number of DHF patients in DKI Jakarta. The three variables had positive effects in influencing the number of DHF patients in the same period. However, the weather factors cannot be controlled by humans, so that appropriate preventions are required whenever weather's predictions indicate the increasing number of DHF cases in DKI Jakarta.

Keywords: Dengue Hemorrhagic Fever, zero truncated negative binomial, early warning.

Abstrak

Angka kesakitan DBD pada tahun 2010 hingga 2014 selalu lebih tinggi dibandingkan dengan angka kesakitan DBD nasional. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mencari pengaruh faktor cuaca terhadap kasus DBD. Faktor cuaca dipilih karena dapat diamati setiap harinya dan dapat diprediksi sehingga dapat dijadikan deteksi dini dalam perkiraan jumlah penderita DBD. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah penderita DBD di DKI Jakarta per hari dan data cuaca yang meliputi suhu terendah, suhu tertinggi dan curah hujan. Untuk mengetahui pengaruh faktor cuaca tersebut terhadap jumlah penderita DBD di DKI Jakarta digunakan metode analisis *zero-truncated negative binomial*. Berdasarkan data periode 1 Januari 2015 hingga 31 Mei 2015 didapatkan hasil bahwa pada taraf nyata 10% faktor cuaca yang terdiri dari suhu tertinggi, suhu terendah, dan curah hujan signifikan dalam menjelaskan banyaknya penderita DBD di DKI Jakarta. Ketiga variabel tersebut memiliki pengaruh positif dalam mempengaruhi jumlah penderita DBD. Akan tetapi faktor cuaca tersebut tidak bisa dikendalikan oleh manusia, sehingga tindak pencegahan diperlukan jika terindikasi dari prediksi cuaca akan menyebabkan pertambahan jumlah penderita DBD di DKI Jakarta.

Kata kunci: Demam Berdarah Dengue, zero truncated negative binomial , deteksi dini.

PENDAHULUAN

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) sejak pertama kali ditemukan pada tahun 1950-an di Filipina dan Thailand, telah menjadi penyebab utama kematian di kalangan anak-anak dan dewasa.¹ Diperkirakan terjadi antara 50 juta hingga 100 juta kasus DBD di seluruh dunia setiap tahunnya. Sekitar 500.000 penderita DBD dirawat inap dengan 2,5% diantaranya meninggal dunia.¹ Selain itu, diperkirakan 3,97 miliar orang pada 128 negara berisiko terinfeksi virus dengue.² Hal tersebut berarti lebih dari setengah penduduk dunia berisiko terinfeksi penyakit DBD.

Data dari seluruh dunia menunjukkan bahwa Asia menempati urutan pertama dalam jumlah penderita DBD setiap tahunnya. Sementara itu, terhitung sejak tahun 1968 hingga tahun 2009, WHO mencatat Indonesia sebagai negara dengan jumlah penderita DBD tertinggi di Asia Tenggara.³ Pada tahun 2014 DBD telah menyebar di 433 dari 511 kabupaten/kota dalam 34 provinsi.⁴ Penyakit ini menjadi momok yang mengerikan dan dalam waktu yang relatif singkat DBD dapat menelan banyak korban.⁵

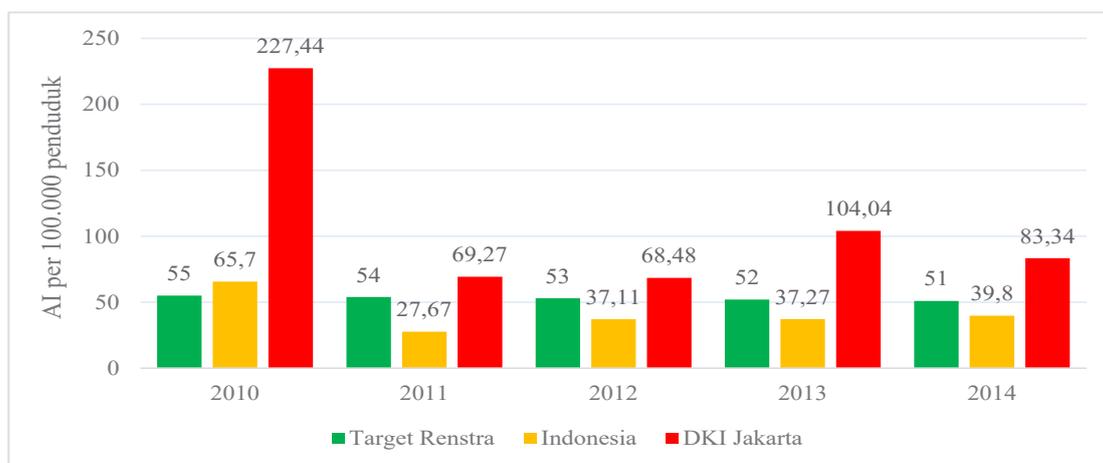
Salah satu faktor utama yang bertanggung jawab atas meningkatnya kejadian DBD yakni urbanisasi yang tidak terencana dan tidak terkendali yang disebabkan oleh pertumbuhan penduduk yang sangat tinggi terutama di kota besar negara-negara berkembang.⁶ Pertumbuhan penduduk yang tinggi tersebut menyebabkan tingginya kepadatan penduduk dan wabah DBD akan berkembang pesat pada daerah yang padat penduduk.⁷

Salah satu daerah yang padat penduduk di

Indonesia adalah Daerah Khusus Ibukota Jakarta. DKI Jakarta memiliki kepadatan penduduk tertinggi di Indonesia⁸ dengan jumlah penduduk 10.075.300 jiwa pada tahun 2014 dan kepadatan mencapai 15.173 jiwa/km² jauh di atas daerah terpadat kedua yaitu Provinsi Jawa Barat yang memiliki kepadatan penduduk 1.301 jiwa/km.² Dengan kepadatan yang begitu tinggi menyebabkan Jakarta rentan dengan berbagai penyakit dan salah satunya adalah demam berdarah *dengue*.

Gambar 1 menunjukkan angka insiden (AI) demam berdarah di DKI Jakarta dari tahun 2010 hingga 2014 yang dibandingkan dengan angka insiden nasional. Setiap tahunnya Kementerian Kesehatan selalu menentukan batas wajar dalam bentuk target renstra angka insiden. Apabila suatu provinsi memiliki AI lebih besar dari target tersebut maka provinsi tersebut tergolong sebagai provinsi dengan risiko tinggi penyakit DBD.⁴ Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa selama tahun 2010 hingga tahun 2014 DKI Jakarta memiliki angka insiden DBD yang selalu melebihi target renstra Kementerian Kesehatan dan melebihi angka insiden nasional. Hal ini menunjukkan bahwa DKI Jakarta tergolong ke dalam provinsi dengan risiko tinggi DBD.

Tingginya angka insiden DBD di DKI Jakarta tidak hanya disebabkan oleh padatnya penduduk, tetapi juga karena tingginya mobilitas penduduk. Dari 9,2 juta penduduk DKI Jakarta yang berumur 5 tahun keatas, sebanyak 14,09 persen adalah penduduk komuter.⁹ Peningkatan perjalanan manusia (*human travel*) akan menyebabkan terjadinya penyebaran kasus DBD secara geografis.¹⁰



Sumber: Profil Kesehatan Indonesia 2010 – 2015^{4,11,12,13,14}

Gambar 1. Angka Insiden DBD per 100.000 Penduduk di DKI Jakarta dan Indonesia Tahun 2010-2015

Tingginya angka DBD di Jakarta tentu saja menuntut pemerintah untuk ikut berperan memberantas penyakit ini melalui berbagai kebijakan. Salah satu cara untuk memberantas penyakit ini adalah dengan meningkatkan partisipasi masyarakat dalam upaya pemberantasan sarang nyamuk (PSN). Untuk meningkatkan partisipasi masyarakat dapat dengan mengoptimalkan peran media massa dalam mensosialisasikan upaya preventif dan promotif dalam rangka mendukung keberhasilan upaya pengendalian DBD di Indonesia.¹⁴

Untuk dapat melakukan upaya preventif yang sesuai dan tepat sasaran diperlukan suatu deteksi dini dalam bentuk perkiraan jumlah penderita DBD setiap harinya di DKI Jakarta. Dengan deteksi dini ini pemerintah akan dapat mempersiapkan kegiatan yang lebih efektif dan efisien dalam rangka penekanan kasus DBD di DKI Jakarta. Untuk dapat memperkirakan jumlah penderita DBD tersebut perlu dicari faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi jumlah penderita DBD setiap harinya. Oleh karena itu penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor apa yang mempengaruhi jumlah penderita DBD di DKI Jakarta setiap harinya.

Berbagai penelitian telah banyak dilakukan untuk menerangkan faktor-faktor apa saja yang berpengaruh terhadap banyaknya penderita DBD di suatu wilayah. Sartika (2012) mengatakan bahwa jumlah penderita DBD dipengaruhi kepadatan penduduk dan curah hujan setiap harinya.¹⁵ Sehingga dapat dikatakan bahwa faktor cuaca merupakan salah satu faktor mempengaruhi jumlah penderita DBD.¹⁶ Berikut merupakan unsur dari cuaca yang merupakan faktor yang dapat mempengaruhi banyaknya penderita DBD di DKI Jakarta.

Suhu

Tingkat penyebaran virus DBD diperkirakan mengalami peningkatan pada peralihan musim yang ditandai oleh curah hujan dan suhu udara yang tinggi. Peningkatan suhu akan mempersingkat masa inkubasi ekstrinsik nyamuk dan meningkatkan transmisi.¹⁷ Suhu yang meningkat sampai 34°C akan mempengaruhi suhu air pada tempat perindukan nyamuk yang selanjutnya berpengaruh terhadap penetasan telur menjadi larva secara lebih cepat (Maria,

2007). Ini mengindikasikan bahwa peningkatan suhu mempunyai pengaruh yang positif terhadap berkembangnya nyamuk aedes yang berarti menyebarnya penyakit DBD. Begitu pula DBD berasosiasi positif dengan suhu minimum suatu daerah.¹⁸

Curah Hujan

Curah hujan merupakan salah satu unsur cuaca yang datanya diperoleh dengan cara mengukurnya dengan menggunakan alat penakar hujan, sehingga dapat diketahui jumlahnya dalam satuan millimeter (mm). Curah hujan 1 mm adalah jumlah air hujan yang jatuh di permukaan per satuan luas (m²) dengan catatan tidak ada yang menguap, meresap atau mengalir.¹⁹ Jadi, curah hujan sebesar 1 mm setara dengan 1 liter/ m² (Aldrian, E. dkk, 2011).

Sebagaimana kita tahu bahwa Indonesia adalah negara tropis dengan curah hujan yang cukup tinggi. Curah hujan yang tinggi akan menyebabkan munculnya genangan air. Genangan air pada botol bekas dan kaleng-kaleng tersebut dapat menjadi perindukan nyamuk alamiah karena nyamuk Aedes sangat suka tinggal dan berkembang biak di genangan air bersih yang tidak berkontak langsung dengan tanah.²⁰

Berdasarkan studi literatur dan kesediaan data, maka penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor cuaca apa saja, dalam hal ini suhu minimum, suhu maksimum dan curah hujan, yang mempengaruhi jumlah penderita DBD di DKI Jakarta serta untuk mengetahui bagaimana pengaruh faktor cuaca tersebut terhadap jumlah penderita DBD di DKI Jakarta.

BAHAN DAN METODE

Penelitian ini adalah penelitian longitudinal untuk melihat faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penderita DBD di DKI Jakarta setiap harinya. Penelitian ini mencakup seluruh penderita DBD di DKI Jakarta yang pernah berobat ke rumah sakit. Variabel penelitian terdiri dari jumlah penderita DBD di DKI Jakarta sebagai variabel dependen dan variabel cuaca di DKI Jakarta yang diduga mempengaruhinya sebagai variabel independen. Seluruh data tersebut merupakan data per hari yang dimulai pada 1 Januari 2015 hingga 31 Mei 2015. Pemilihan rentang tersebut karena

keterbatasan data yang tersedia dan pemanfaatan data sekunder yang ada.

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Data jumlah penderita DBD di DKI Jakarta diperoleh dari laporan rumah sakit yang dipublikasikan dalam surveilans-dinkesdki.net/chart.php dan data cuaca (suhu dan curah hujan) di DKI Jakarta diperoleh dari *accuweather*.

Jumlah penderita DBD merupakan data cacah (*count data*), sehingga model standar yang tepat untuk melakukan analisis adalah model regresi poisson.²⁴ Dalam regresi Poisson, ada asumsi yang harus terpenuhi yaitu asumsi *equidispersion*. Akan tetapi dalam kasus data riil, asumsi *equidispersion* yaitu dimana kondisi dari nilai *mean* dan *variance* dari sebaran data sama dengan satu itu jarang terpenuhi, karena data yang bertipe diskrit seringkali mengalami kasus *overdispersion* (penyimpangan tinggi) yaitu nilai *mean* dan *variance* tidak sama atau dengan kata lain nilai *variance* lebih besar daripada nilai *mean*. *Overdispersion* menyebabkan nilai devians model menjadi sangat besar dan menyebabkan model yang dihasilkan menjadi kurang tepat.²¹ Salah satu cara untuk mengatasi adanya kasus *overdispersion* dalam regresi Poisson adalah dengan mengganti asumsi distribusi poisson dengan distribusi lain yang lebih fleksibel. Dalam hal ini distribusi alternatif yang diterapkan yaitu distribusi binomial negatif. Digunakan pendekatan model regresi binomial negatif karena distribusi poisson merupakan bentuk khusus dari distribusi binomial negatif.^{22,23}

Dalam prakteknya setiap hari selalu terdapat penderita DBD yang tercatat di rumah sakit di DKI Jakarta. Hal ini berarti banyaknya penderita DBD perhari adalah data *non-zero* (nol tidak muncul dalam data). Untuk mengatasi hal ini terdapat bentuk khusus dari regresi poisson dan regresi binomial negatif, yaitu *zero-truncated poisson regression* dan *zero-truncated negative binomial*. *Zero-truncated* digunakan apabila data yang digunakan tidak terdapat nilai nol atau dengan kata lain data yang digunakan merupakan data yang selalu ada dalam rentang waktu tertentu.²³ Maka dari itu dalam penelitian ini akan digunakan metode analisis *zero-truncated poisson regression* dan *zero-truncated negative binomial*.

Zero-Truncated Poisson Regression

Zero-truncated poisson regression merupakan bentuk khusus dari regresi poisson dimana data yang akan diolah tidak mengandung nilai nol.²³ Misalkan variabel acak Y_i untuk $y_i = 0, 1, 2, \dots$, merupakan notasi dari count event untuk anggota populasi i dengan periode waktu tertentu, maka jika Y_i berdistribusi poisson akan memiliki fungsi peluang sebagai berikut

$$Pr^{(P)}(Y_i = y_i | \mu_i) = \frac{\exp(-\mu_i) \mu_i^{y_i}}{y_i!} \quad (1)$$

Dimana μ_i , untuk $\mu_i > 0$ merupakan parameter poisson. Jika parameter poisson dari model diatas homogen di dalam populasi, maka indeks i dari persamaan diatas dapat dihilangkan. Namun dalam observasi, yang terjadi adalah keheterogenan nilai μ_i , sehingga model diatas dapat menjadi model regresi poisson²⁴ dengan

$$\ln(\mu_i) = x_i' \beta \quad (2)$$

Dimana $x_i' = (1, x_{i1}, \dots, x_{ik})$ merupakan $(k+1) \times 1$ vektor kovariat dan $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)$ merupakan vektor parameter regresi.

Dari model diatas nilai y_i masih mengandung nilai nol. Apabila dalam suatu observasi nilai $y_i = 0$ tidak muncul maka akan lebih baik jika digunakan distribusi *zero-truncated poisson*. Jika y_i berdistribusi *zero-truncated poisson* mana y_i akan memiliki model sebagai berikut

$$Pr_{ZT}^{(P)}(Y_i = y_i | y_i > 0, \mu_i) = \frac{Pr^{(P)}(Y_i = y_i | \mu_i)}{1 - Pr^{(P)}(Y_i = 0_i | \mu_i)} = \frac{\exp(-\mu_i) \mu_i^{y_i} / y_i!}{1 - \exp(-\mu_i)} \quad (3)$$

Dimana $Pr^{(P)}(Y_i = 0_i | \mu_i) = \exp(-\mu_i)$ dan nilai harapan kondisional dari y_i adalah $E(y_i | y_i > 0, \mu_i) = \frac{\mu_i}{1 - \exp(-\mu_i)}$ Log-likelihood dari model tersebut sebagai berikut

$$\ell(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i \ln \mu_i - \mu_i - \ln y_i! - \ln[1 - \exp(-\mu_i)]) \quad (4)$$

Model regresi poisson mengasumsikan bahwa rata-rata kondisional $E(y_i | \mu_i) = \mu_i$ sama dengan varians kondisional $V(y_i | \mu_i) = \mu_i$. Namun dalam prakteknya *count* data seringkali mengalami overdispersi. Untuk mengatasi hal tersebut maka asumsi bahwa data berdistribusi poisson diganti dengan asumsi bahwa data berdistribusi binomial negatif.

Zero-Truncated Negative Binomial

Misalkan Y_i berdistribusi binomial negatif, maka Y_i akan memiliki fungsi peluang sebagai berikut

$$Pr^{(NB)}(Y_i = y_i | \mu_i) = \tag{5}$$

$$\frac{\Gamma(y_i + \alpha^{-1})}{\Gamma(\alpha^{-1})y_i!} \left(\frac{\alpha^{-1}}{\alpha^{-1} + \mu_i} \right)^{\alpha^{-1}} \left(\frac{\mu_i}{\alpha^{-1} + \mu_i} \right)^{y_i}$$

Dimana $\Gamma(\cdot)$ merupakan fungsi gamma dan α ($\alpha > 0$) merupakan parameter overdispersi. Untuk α mendekati nol maka model binomial negatif akan mendekati model poisson. Berbeda dengan regresi poisson yang mengasumsikan rata-rata dan variannya sama, dalam regresi binomial negatif varians kondisional $V(y_i | \mu_i) = \alpha + \alpha\mu_i^2$ akan melebihi rata-rata kondisionalnya $E(y_i | \mu_i) = \mu_i$.

Sama halnya dengan model poisson, dari model binomial negatif diatas nilai y_i nya masih bisa mengandung nol. Apabila dalam suatu observasi nilai $y_i = 0$ tidak muncul maka akan lebih baik jika digunakan distribusi *zero-truncated binomial negative*.²³ Jika Y_i berdistribusi *zero-truncated binomial negative* mana Y_i akan memiliki model sebagai berikut

$$Pr_{ZT}^{(NB)}(Y_i = y_i | y_i > 0, \mu_i, \alpha) = \frac{Pr^{(NB)}(Y_i = y_i | \mu_i)}{1 - Pr^{(NB)}(Y_i = 0_i | \mu_i)} \tag{6}$$

$$Pr_{ZT}^{(NB)}(Y_i = y_i | y_i > 0, \mu_i, \alpha) = \frac{Pr^{(NB)}(Y_i = y_i | \mu_i)}{1 - Pr^{(NB)}(Y_i = 0_i | \mu_i)} \tag{7}$$

Dimana $Pr^{(NB)}(Y_i = 0_i | \mu_i) = (1 + \alpha\mu_i)^{-\alpha^{-1}}$ dan nilai harapan kondisional dari y_i adalah $(y_i | y_i > 0, \mu_i, \alpha) = \frac{\mu_i}{1 - (1 + \alpha\mu_i)^{-\alpha^{-1}}}$. Log-likelihood dari model tersebut sebagai berikut:

$$\ell(\beta, \alpha) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=0}^{y_i} \ln(j + \alpha^{-1}) - \ln y_i! - (y_i + \alpha^{-1}) \ln(1 + \alpha\mu_i) + y_i \ln \alpha\mu_i - \ln[1 - (1 + \alpha\mu_i)^{-\alpha^{-1}}] \right) \tag{8}$$

dimana $\sum_{j=0}^{y_i} \ln(j + \alpha^{-1}) = \ln \Gamma(y_i + \alpha^{-1}) - \ln \Gamma(\alpha^{-1})$ jika y_i adalah bilangan bulat.

HASIL
Zero-Truncated Poisson

Dalam mengestimasi koefisien regresi zero-truncated poisson digunakan software R 3.2.1 dengan package VGAM dengan menggunakan syntax program vector generalized linier model (vglm)²⁵. Software dan package tersebut merupakan open source sehingga dapat digunakan siapapun secara gratis. Hasil estimasi model ditunjukkan dalam tabel dibawah ini:

Tabel 1. Hasil Estimasi Koefisien Regresi Zero-Truncated Poisson

Variabel	Koefisien	Standar error	P-value
Intercept	-12,4	0,4586	2x10 ⁻¹⁶
Suhu tertinggi	0,1896	9,85x10 ⁻³	2x10 ⁻¹⁶
Suhu terendah	0,4212	1,7998x10 ⁻²	2x10 ⁻¹⁶
Curah hujan	9,31x10 ⁻³	8,015x10 ⁻⁴	2x10 ⁻¹⁶

Log-likelihood: -3361.098

Hasil estimasi terhadap model menggunakan regresi *zero-truncated poisson* menunjukkan bahwa suhu tertinggi, suhu terendah, dan curah hujan signifikan dalam menjelaskan banyaknya penderita DBD di DKI Jakarta. Hal ini berdasarkan nilai *p-value* dari masing-masing koefisien regresi yang mempunyai nilai kurang dari taraf nyata 10%. Kemudian setelah dilakukan uji signifikansi koefisien regresi selanjutnya dilakukan uji asumsi untuk melihat apakah pada model ini terjadi *overdispersion* atau tidak. Untuk menguji apakah terjadi *overdispersi*

pada regresi *zero-truncated poisson* maka perlu untuk me-run data menggunakan regresi *zero-truncated negative binomial* terlebih dahulu. Selanjutnya dilakukan *likelihood ratio test* untuk melihat apakah parameter overdispersi signifikan atau tidak. Ketika parameter overdispersi signifikan maka model yang sebaiknya digunakan adalah *zero-truncated negative binomial*.

Zero-Truncated Negative Binomial

Dalam mengestimasi koefisien regresi *zero-truncated negative binomial*, pada penelitian ini menggunakan package program *vectorgeneralized linier model* (*vglm*) yang ada pada software R 3.2.1. Hasil estimasi model ditunjukkan dalam tabel dibawah ini:

Tabel 2. Hasil Estimasi Koefisien Regresi Zero-Truncated Negativ Binomial

Variabel	Koefisien	Standar error	P-value
Intercept:1	-10,35421	2,0458	4,17x10 ⁻⁷
Intercept:2	0,779112	0,1200	8,65x10 ⁻¹¹
Suhu tertinggi	0,140731	0,0414	6,71x10 ⁻⁴
Suhu terendah	0,400835	0,0814	8,38x10 ⁻⁷
Curah hujan	0,007009	0,0038	0,063

Log-likelihood: -698,3244

Hasil estimasi terhadap model menggunakan regresi *zero-truncated negative binomial* menunjukkan kesimpulan yang sama dengan hasil pada regresi *zero-truncated poisson* bahwa suhu tertinggi, suhu terendah, dan curah hujan signifikan dalam menjelaskan banyaknya penderita DBD di DKI Jakarta. Hal ini berdasarkan nilai *p-value* dari masing-masing koefisien regresi yang mempunyai nilai kurang dari taraf nyata 10%.

Berdasarkan *output*, *zero-truncated negative binomial* mempunyai dua nilai intersep. Hal ini berbeda dengan *output zero-truncated poisson* yang hanya memiliki satu nilai intersep. Nilai intersep kedua pada model binomial negatif tersebut merupakan parameter *overdispersi*. Untuk itu dilakukan *likelihood ratio test* untuk melihat apakah parameter ini signifikan atau tidak.

Likelihood Ratio Test

- Hipotesis pengujian:
 H_0 : Parameter overdispersi tidak signifikan (model *zero-truncated poisson* cocok

digunakan)

- H_1 : Parameter overdispersi signifikan (model *zero-truncated negative binomial* cocok digunakan)
- Statistik Uji

$$G = -2[\text{loglik}(ztp) - \text{loglik}(ztnb)] = -2[-3361.098 + 698,3244] = 5325,54$$

Berdasarkan output R didapatkan nilai *p-value* yaitu 0

- Wilayah kritis: tolak H_0 jika $G > \chi^2_{0,1;1} (=2,71)$ atau jika *p-value* $< \alpha (=0,1)$
- Keputusan: Tolak H_0 karena *p-value* $< 0,1$
- Kesimpulan:

Dengan tingkat kepercayaan 90% dapat disimpulkan bahwa parameter overdispersi signifikan, artinya model *zero-truncated negative binomial* lebih cocok untuk digunakan.

Berdasarkan kesimpulan dari *likelihood ratio test* bisa dikatakan bahwa model terbaik dalam menjelaskan pengaruh suhu dan curah hujan terhadap jumlah penderita DBD di DKI Jakarta adalah model *zero-truncated negative binomial*. Hal ini dikarenakan pada model *zero-truncated poisson* terjadi pelanggaran asumsi (terjadi overdispersi). Sehingga model terbaik dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y} = \exp(-10,35421 + 0,140731X_1 + 0,400835X_2 + 0,007009X_3) \tag{9}$$

Dimana \hat{Y} adalah banyaknya penderita DBD di DKI Jakarta, X_1 adalah suhu tertinggi harian di DKI Jakarta, X_2 adalah Suhu terendah harian di DKI Jakarta, dan X_3 adalah curah hujan harian di DKI Jakarta.

PEMBAHASAN

Berdasarkan model terbaik yang diperoleh dapat dilihat bahwa suhu, baik tertinggi maupun terendah, dan curah hujan memiliki pengaruh positif terhadap jumlah penderita DBD di DKI Jakarta. Hal ini terlihat pada koefisien regresi untuk suhu tertinggi, suhu terendah, dan curah hujan yang bertanda positif.

Berdasarkan nilai koefisien pada suhu tertinggi, bisa dikatakan apabila suhu tertinggi pada suatu hari meningkat 1°C maka jumlah penderita DBD di DKI Jakarta akan bertambah sebesar $\exp(0,140731) = 1,15$ kali dengan asumsi

variabel lainnya tetap. Ini berarti ketika seharusnya ada 100 penderita DBD pada hari itu, maka akan ada penambahan jumlah penderita sebanyak 15 orang akibat peningkatan suhu tertinggi.

Kemudian apabila suhu terendah pada suatu hari meningkat 1°C maka jumlah penderita DBD di DKI Jakarta akan bertambah sebesar $\exp(0,140731) = 1,49$ kali dengan asumsi variabel lainnya tetap. Ini berarti ketika seharusnya ada 100 penderita DBD pada hari itu, maka akan ada penambahan jumlah penderita sebanyak 49 orang akibat peningkatan suhu terendah.

Selain itu, apabila curah hujan pada suatu hari meningkat sebesar 1mm maka jumlah penderita DBD di DKI Jakarta akan bertambah sebesar $\exp(0,007008009) = 1,01$ kali dengan asumsi variabel lainnya tetap. Ini berarti ketika seharusnya ada 100 penderita DBD pada hari itu, maka akan ada penambahan jumlah penderita sebanyak 1 orang akibat peningkatan curah hujan tersebut.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian Ariati dan Anwar (2014) yang menyatakan bahwa suhu, curah hujan, dan kelembaban udara berpengaruh dalam memprediksi kejadian DBD di Jawa Barat.¹⁶ Selain itu, Wu, Pei-Chih *et al.* (2007) menyatakan bahwa di Taiwan, faktor cuaca yang meliputi temperatur dan kelembaban udara memiliki pengaruh yang signifikan terhadap perkembangan kasus demam berdarah. Sehingga faktor cuaca dapat membantu untuk melakukan deteksi dini pada kasus demam berdarah.²⁶

Kemudian, jika dibandingkan dengan negara tetangga, yakni Malaysia, terdapat kesamaan faktor yang memengaruhi perkembangan kasus demam berdarah, yakni suhu dan curah hujan. Hal ini terbukti dari penelitian Cheong, Yoon Ling *et al.* (2013) yang menyatakan bahwa suhu minimum, curah hujan dan kecepatan angin memiliki pengaruh terhadap perkembangan kasus demam berdarah, dimana suhu minimum dan curah hujan memiliki pengaruh positif yang besar sedangkan kecepatan angin memiliki pengaruh negatif.²⁷

KESIMPULAN

Faktor-faktor cuaca yang signifikan memengaruhi jumlah penderita DBD di DKI Jakarta adalah suhu dan curah hujan. Baik suhu

dan curah hujan, keduanya memiliki pengaruh yang positif terhadap bertambahnya penderita DBD di DKI Jakarta. Sebagaimana kita tahu bahwa faktor alam merupakan faktor yang tidak bisa dikendalikan oleh manusia, begitupun dengan suhu dan curah hujan di DKI Jakarta. Akan tetapi, suhu dan curah hujan dapat diprediksi, oleh karena itu pemerintah diharapkan membuat suatu sistem pencegahan manakala diperkirakan akan terjadi kenaikan jumlah penderita DBD berdasarkan model yang terbentuk pada penelitian ini. Metode yang peneliti usulkan bisa menjadi *early warning system* bagi pemerintah provinsi DKI Jakarta secara khusus dan pemerintah secara umum untuk mengambil kebijakan terkait dengan penanganan DBD. Kerja sama antara dinas kesehatan selaku pembuat kebijakan dan BMKG selaku peramal cuaca diperlukan guna penanganan masalah DBD secara tepat dan cepat di DKI Jakarta.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini merupakan pilot study yang dilakukan untuk membuat *Early Warning System* DBD di Jakarta yang dilombakan pada kompetisi data inovasi. Dan penulis mengucapkan terima kasih kepada Global Pulse Jakarta, pemerintah Korea sebagai sponsor kompetisi data inovasi, sehingga penelitian ini mendapat Silver Medal. Dan tak lupa juga ucapan terimakasih kepada teman-teman yang membantu penelitian ini.

DAFTAR RUJUKAN

1. WHO. (2016). Dengue and Severe Dengue. Fact Sheet. (Internet). 2016. Tersedia dari <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs117/en/> [diunduh 1 juni 2017 jam 11.24]
2. Brady, et al. Refining the Global Spatial Limits of Dengue Virus Transmission by Evidence-Based Consensus. PLoS Neglected Tropical Diseases. 2016. 6 (2)
3. Kementerian Kesehatan RI. Buletin Jendela Epidemiologi (Demam Berdarah Dengue). 2010.
4. Kementerian Kesehatan RI. Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2014. Jakarta: Menkes;2015
5. Kristina, Isminah, Wulandari L. Kajian Masalah Kesehatan.: Demam Berdarah Dengue. Jakarta: Balitbangkes;2004

6. Gubler, Duane J. Dengue/Dengue Haemorrhagic Fever: History and Current Status. New Treatment Strategies for Dengue and Other Flaviviral Diseases, 3-22. Chichester: John Wiley & Sons; 2006
7. Schmidt W-P, Suzuki M, Dinh Thiem V, White RG, Tsuzuki A, Yoshida L-M, et al. Population Density, Water Supply, and the Risk of Dengue Fever in Vietnam: Cohort Study and Spatial Analysis. PLoS.2011. Med 8(8): e1001082. doi:10.1371/journal.pmed.1001082
8. Badan Pusat Statistik (BPS). Statistik Indonesia 2015. Jakarta: Badan Pusat Statistik;2015
9. Badan Pusat Statistik. Komuter DKI Jakarta Tahun 2014. Jakarta: Badan Pusat Statistik ;2015
10. Gratz dan Knudsen. The Rise and Spread of Dengue, Dengue Haemorrhagic Fever and Its Vectors: A Historical Review (Up to 1995). Geneva: WHO;1996
11. Kementerian Kesehatan RI. Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013. Jakarta: Menkes;2014
12. Kementerian Kesehatan RI. Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2012. Jakarta: Menkes;2013
13. Kementerian Kesehatan RI. Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2010. Jakarta: Menkes;2011
14. Kementerian Kesehatan RI. Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2011. Jakarta: Menkes;2012
15. Sartika N. Regresi Binomial Negatif sebagai Model Alternatif untuk Menghindari Masalah Overdispersi pada Regresi Poisson (Studi Kasus : Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) Kota Bogor Tahun 2008) Bogor: Departemen Statistika, Institut Pertanian Bogor;2015
16. Ariati, Jusniar dan Anwar, Athena. Model Prediksi Kejadian Demam Berdarah Dengue (DBD) Berdasarkan Faktor Iklim di Kota Bogor, Jawa Barat. Bul. Penelit. Kesehat;2014:42(4)
17. Maria, Margareta Sintorini. Pengaruh Iklim terhadap Kasus Demam Berdarah Dengue. Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional;2007:2(1)
18. Huang X, Williams G, Clements ACA, Hu W (2013) Imported Dengue Cases, Weather Variation and Autochthonous Dengue Incidence in Cairns, Australia. PLoS ONE 8(12): e81887. doi:10.1371/journal.pone.0081887.
19. Aldrian, E, Budiman, dan Mimin Karmini. Adaptasi dan Mitigasi Perubahan Iklim di Indonesia. Pusat Perubahan Iklim dan Kualitas Udara Kedeputan Bidang Klimatologi, Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika. Jakarta;2019
20. Ginanjar, Genis. Demam Berdarah: A Survival Guide. Yogyakarta: B-first;2008
21. Myers, Raymond H., Douglas C. Montgomery, G. Geoffrey Vining, and Timothy J. Robinson. (2010). Generalized Linear Models with Application in Engineering and the Sciences (Second Edition). Canada: John Wiley & Sons.
22. Utami, Tiani Wahyu. Analisis Regresi Binomial Negatif untuk Mengatasi Overdispersion Regresi Poisson pada Kasus Demam Berdarah Dengue. Jurnal Statistik, Universitas Muhammadiyah Semarang.2013;1(2)
23. Liu, X., M.R. Saat, X. Qin, C.P.L. Barkan (2013). Analysis of U.S. freight-train derailed severity using zero-truncated negative binomial regression and quantile regression. Accident Analysis and Prevention 59: 87–93.
24. Cameron. A. Colin, Trivedi. Pravin. K, Regression Analysis of Count Data (Second Edition). New York: Cambridge University Press; 2013
25. Yee, T. W., & Yee, M. T. (2017). Package ‘VGAM’.
26. Wu, Pei-Chih, Guo, How-Ran, Lung, Shih-Chun; Lin, Chuan-Yao, Su, Huey-Jen. (2007). Weather as an effective predictor for occurrence of dengue fever in Taiwan. Acta Tropica pg 50-57.
27. Cheong, Yoon Ling; Burkart, Katrin; Leitao, Pedro J. Assessing Weather Effects on Dengue Disease in Malaysia. Lakes Tobia. Int. J Environment; 2013