ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI BAYI BERAT LAHIR RENDAH DENGAN MODEL REGRESI LOGISTIK BINER MENGGUNAKAN METODE BAYES
(Studi Kasus di Rumah Sakit Umum Daerah Kota Semarang)

Laily Nadhifah[1], Hasbi Yasin[2], Sugito[3]
[1]Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM UNDIP

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi kejadian Bayi Berat Lahir Rendah (BBLR) di RSUD Kota Semarang periode Juli – Desember 2011. Seiring dengan target Millenium Development Goals yang bertujuan menurunkan angka kematian anak, maka perlu dikaji faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi kejadian bayi lahir dengan kategori BBLR. Permasalahan ini dapat diselesaikan dengan model Regresi Logistik Biner menggunakan metode Bayesian. Metode bayesian merupakan salah satu metode estimasi parameter yang memanfaatkan nilai prior sebagai pengetahuan awal. Dari penelitian yang dilakukan faktor umur dan kadar hemoglobin ibu mempengaruhi kelahiran dengan BBLR. Dari hasil analisis tersebut disarankan agar calon ibu hamil memperhatikan umur yang tidak terlalu muda ketika hamil dan menjaga kadar hemoglobin agar tidak terlalu rendah pada saat hamil.

Kata kunci : Regresi Logistik Biner, Metode Bayesian, BBLR

ABSTRACT

This study aims to elucidate several factors which affect low-birth-weight (LBW) infants in Semarang General Hospital (RSUD) in the period from July to December 2011. With regard to the MilleniumDevelopment Goals's targets, which are predominantly intended to reduce the child mortality rate, serious investigations are highly needed to identify the factors that determine the rate of babies born with the low-birth-weight category. This problem can be solved with the Binary Logistic Regression model,using the Bayesian method. The Bayesian method is one of the parameter estimation technique which employ prior value as initial knowledge. The conducted research is to argue that both factors of age and the maternal hemoglobin level considerably give influence on LBW birth. Based on the research analysis, it is extremely recommended that mother to be pays much attention not to be pregnant at relatively young age and maintain the secure level of hemoglobin during pregnancy.

Keywords: Binary Logistic Regression, Bayesian methods, low-birth-weight infant

1. PENDAHULUAN

Millenium Development Goals (MDGs) adalah Deklarasi Milenium hasil kesepakatan kepala negara dan perwakilan negara Perserikatan Bangsa-bangsa (PBB) yang ditandatangani oleh kepala pemerintahan dan kepala negara pada saat Konferensi Tingkat Tinggi Milenium di New York pada bulan September 2000 dan mulai dijalankan pada saat itu juga, berupa delapan butir tujuan untuk dicapai pada tahun 2015. Kedelapan butir tujuan tersebut adalah pemberantasan kemiskinan dan kelaparan ekstrem, perwujudan pendidikan dasar untuk semua, kesetaraan gender dan pemberdayaan perempuan, menurunkan angka kematian anak, meningkatkan kesehatan ibu, memerangi HIV dan AIDS, malaria serta penyakit menular lainnya, memastikan kelestarian lingkungan hidup, dan mengembangkan kemitraan global untuk pembangunan. *(*www.undp.or.id)

Bayi Berat Lahir Rendah adalah bayi yang lahir dengan berat kurang dari 2500 gram atau 5 pon, 8 ons (Bobak et.al,2004). BBLR mempunyai resiko mortalitas dan morbiditas yang tinggi. Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) 2010 melaporkan dari 84,8% bayi yang ditimbang, masih dijumpai 11,1% BBLR. Menurut Departemen Kesehatan (Depkes) pada tahun 2004 kejadian BBLR di Indonesia mencapai angka 350 ribu bayi setiap tahunnya. SDKI 2007 menyatakan kematian bayi akibat BBLR 29%, asfiksia 27%, masalah pemberian minum 10%, tetanus10%, gangguan hematologi 6%, infeksi 5% dan lain-lain 13%. Dari berbagai survei di atas menunjukkan bahwa angka BBLR di Indonesia masih tinggi dan perlu adanya penanggulangan dari masalah ini agar AKB bisa ditekan.

Seorang bayi yang dilahirkan mempunyai dua kemungkinan, yaitu lahir dengan berat badan normal atau tergolong BBLR. Hal itu mengindikasikan adanya dua respon (dikotomi) yang akan diteliti dalam kasus ini, yakni bayi lahir dengan berat normal atau BBLR. Kasus seperti ini tidak dapat diselesaikan dengan regresi linier biasa yang sering digunakan untuk meneliti hubungan antara dua variabel, melainkan menggunaka metode lain yaitu metode regresi logistik biner. Metode ini digunakan untuk meneliti hubungan antara dua variabel, yakni variabel penjelas dan variabel respon dikotomi (Kleinbaum dan Klein, 2002).

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode estimasi parameter yang sering digunakan. Selain MLE ada sebuah metode estimasi parameter yang memanfaatkan nilai pror sebagai pengetahuan awal, yaitu Metode Bayesian (Johnson dan Albert, 1999).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Bayi Berat Lahir Rendah

BBLR didefinisikan sebagai bayi yang lahir dengan berat badan kurang dari 2.500 gram pada saat lahir atau setara degan berat 5 pon lebih 8 ons (Bobak et.al, 2004). Banyak faktor yang menyebabkan bayi lahir dengan berat badan kurang. Sebagian faktor berasal dari ibu yang dialami pada masa kehamilan. Faktor-faktor tersebut anatara lain penyakit, usia, gizi, dan berat badan (Mitayani, 2009).

BBLR dapat diklasifikasikan ke dalam dua golongan, yaitu :

1. Prematuritas murni

   Maturitas bayi mempengaruhi kemampuannya untuk bertahan. Sebagai contoh, usia gestasi yang lebih lama, memungkinkan bayi yang dilahirkan mempunyai berat badan yang sama dengan bayi usia gestasi lebih singkat, tetapi bayi yang kurang matur memiliki resiko tinggi (Hamilton, 1985). Prematuritas murni adalah bayi yang lahir dengan masa kehamilan kurang dari 37 minggu dan berat bayi sesuai dengan gestasi atau yang disebut neonatus kurang bulan sesuai untuk masa kehamilan.
2. Bayi *Small for gestational age* (SGA)

   SGA adalah berat bayi lahir tidak sesuai dengan masa kehamilan.

2.2. Regresi Logistik Biner

Menurut Kleinbaum dan Klein (2002), Regresi Logistik adalah suatu model pendekatan matematik yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara beberapa variabel penjelas dengan suatu variabel respon dikotomi. Variabel dikotomi mempunyai dua nilai kemungkinan yang biasanya dinyatakan dengan 0 (gagal) dan 1 (sukses).

Diberikan model sebagai berikut :

$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi} + \varepsilon_i$ $\varepsilon_i \sim$ N$(0, \sigma^{\uparrow}2)$

Jika Y diberi kode 0 dan 1, maka

$P(Y_i = 1|X = x_i) = \pi(x_i)$ dan

$P(Y_i = 0|X = x_i) = 1 - \pi(x_i)$,

nilai harapan dari $([y_i|x]_i)$ adalah $E([y_i|x]_i) = \pi(x_i)$.

Persamaan umum untuk regresi logistik binernya adalah

$$\pi(x_i) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_{1i}+\dots+\beta_p x_{pi}}}{1 + e^{\beta_0+\beta_1 x_{1i}+\dots+\beta_p x_{pi}}}$$

Persamaan (1) mempunyai bentuk yang tidak linier. Untuk membuatnya menjadi persamaan yang linier, maka digunakan transformasi log dari odd rasio atau disebut juga transformasi logit. Berikut ini adalah logit dari persamaan (1) :

$$\ln\left[\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)}\right] = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi}$$

(Hosmer dan Lemeshow, 2000)

2.3. Teorema Bayes

Misalnya peristiwa-peristiwa A_1, A_2, ..., A_k membentuk suatu partisi di dalam ruang sampel S sedemikian hingga $P(A_i) > 0$ dengan i bernilai 1, 2, ..., k dan B sembarang peristiwa sedemikian hingga $P(B) > 0$, maka

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i)P(B|A_i)}{\sum_{j=i}^{k} P(A_j)P(B|A_j)}$$

Teorema Bayes memberikan aturan sederhana untuk menghitung probabilitas bersyarat peristiwa A_i jika B telah terjadi, yaitu jika masing-masing probabilitas tak bersyarat A_i dan probabilitas bersyarat B dengan A_i diketahui.

(Soejoeti dan Soebanar, 1988)

2.3.1. Prior

Proporsi p mempunyai rentang nilai 0 sampai 1. Dalam paradigma Bayesian, seseorang mengungkapkan suatu keyakinan dalam sebuah proporsi populasi sebelum mengobservasi data melalui densitas probabilitas pada satu unit interval.

Densitas probabilitas ini yang disebut sebagai densitas prior selama hal tersebut merefleksikan kepercayaan subjektif seseorang.

Box dan Tiao (1973) membagi prior menjadi 2 kelompok berdasarkan fungsi Likelihoodnya :

1. Berkaitan dengan bentuk distribusi hasil identifikasi pola datanya

   a. Prior konjugat, mengacu pada acuan analisis model terutama dalam pembentukan fungsi likelihoodnya sehingga dalam penentuan prior konjugat selalu dipikirkan mengenai penentuan pola distribusi prior yang mempunyai bentuk konjugat dengan fungsi densitas peluang pembangun likelihoodnya.

   b. Prior non-konjugat, pemberian prior pada model tidak mempertimbangkan pola pembentuk fungsi likelihoodnya.

2. Berkaitan dengan penentuan masing-masing parameter pada pola distribusi prior tersebut.

   a. Prior informatif mengacu pada pemberian parameter dari distribusi prior yang telah dipilih baik distribusi prior konjugat atau tidak. Pemberian nilai parameter pada distribusi prior ini akan sangat mempengaruhi bentuk distribusi posterior yang akan didapatkan pada informasi data yang diperoleh.

   b. Prior non-informatif, apabila pemilihan distribusi priornya tidak didasarkan pada informasi yang ada sebelumnya. Apabila pengetahuan tentang priornya sangat lemah, maka bisa digunakan prior berdistribusi normal dengan mean nol dan varian besar. Efek dari penggunaan prior dengan mean nol adalah estimasi parameternya dihaluskan menuju nol. Tetapi, karena pemulusan ini dilakukan oleh varian, maka pemulusan tersebut bisa diturunkan dengan meningkatkan varian (Galindo-Garre dan Vermunt, 2004).

2.3.2. Posterior

Probabilitas bersyarat B apabila A diketahui dirumuskan sebagai :

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

Menurut Soejoeti dan Soebanar (1988), bentuk distribusi prior ada dua macam, yaitu untuk model probabilitas kontinu dan untuk probabilitas diskret.

2.3.2.1. Posterior untuk Probabilitas Kontinu

Apabila $\tilde{\theta}$ kontinu, distribusi prior dan posterior $\tilde{\theta}$ dapat disajikan dengan fungsi kepadatan. Distribusi posterior adalah fungsi kepadatan bersyarat $\tilde{\theta}$ jika diketahui nilai observasi y statistik sampel $\tilde{Y}$.

$$f(\theta|\tilde{Y} = y) = \frac{f(\theta, y)}{f(y)}$$

$$f(\theta|y) = \frac{f(\theta)f(y|\theta)}{\int_{-\infty}^{\infty} f(\theta)f(y|\theta)\,d\theta}$$

2.3.2.2. Posterior untuk Probabilitas Diskret

Misalkan informasi sampel ditunjukkan oleh statistik $\tilde{Y}$, maka fungsi likelihoodnya bisa dinyatakan dengan $P\left(\tilde{Y} = y(\square|\tilde{\theta}) = \theta_j\right)$. Dengan demikian, distribusi posteriornya dapat dinyatakan dengan

$$P(\theta_j|y) = \frac{P(Y|\theta_j)P(\theta_j)}{\sum_{i=1}^{j} P(Y|\theta_j)P(\theta_j)}$$

(Soejoeti dan Soebanar, 1988)

2.4. Uji Hipotesis

Uji hipotesis adalah metode statistik frekuentis yang digunakan peneliti untuk mengawal suatu keputusan yang didasarkan pada data. Tidak adanya pengaruh perlakuan dinyatakan dengan hipotesis null yang nilai parameternya menyebabkan perlakuan bernilai nol. Hipotesis lawannya yang menyatakan sebuah perlakuan tidak bernilai nol disebut hipotesis alternatif. Uji hipotesis untuk bayesian menggunakan *credibel interval* yang bentuk sederhananya dapat ditujukkan oleh kuantil 2,5% dan 97,5%. Apabila nilai mean dari proses simulasi berada di dalam kuantil tersebut, maka dapat disimpulkan tidak ada pengaruh perlakuan terhadap variabel respon. Sebaliknya, apabila nilai mean berada di luar, maka disimpulkan ada pengaruh perlakuan terhadap variabel respon.

(Ntzoufraz, 2009)

2.5. Markov Chain Monte Carlo

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) adalah suatu metode untuk menetukan nilai parameter dari suatu integrasi analitik yang sulit. Metode MCMC didasarkan pada bentuk rantai markov yang konvergen pada distribusi target (stasioner atau equilibrium) yang pada kasus ini adalah distribusi posterior $f(\theta|y)$.

Terdapat beberapa macam algoritma MCMC. Salah satunya adalah algoritma *Metropolis-Hastings* yang digunakan untuk membangkitkan sampel random. Algoritma dari simulasi Random-walk Metropolis-Hastings akan berjalan sebagai berikut:

1. Menentukan nilai awal
2. Menentukan banyak iterasi t=1,...,T

   a.Mengatur $\beta = \beta^{t-1}$

   b. Membangkitkan nilai baru β' dari dari distribusi proposal $N\left(\beta, \bar{s}_{\beta}^{2}\right)$.

   c.Menghitung $\log\alpha = \min(0, A)$, dengan A diberikan oleh

$$A = \frac{\log L(y|\beta')\, g(\beta')}{L(y|\beta)\, g(\beta)}$$

   d. Membangkitkan $u \sim U(0,1)$

   e.Menghitung u=log(u)

3. Jika $u < \log \alpha$, maka menetapkan $\beta^t - \beta'$, jika sebaliknya maka $\beta^t = \beta$.

(Ntzoufraz, 2009)

3. PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Kota Semarang berupa data ibu dan bayi yang dilahirkan pada periode Juli 2011 – Desember 2011 dengan jalur pendaftaran Askes PNS, Jamsostek, dan umum. Sementara askes Gakin tidak digunakan. Sebelum dianalisis, variabel bebas (prediktor) terlebih dahulu ditranformasikan ke dalam bentuk $Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$ agar kondisi konvergen mudah dicapai.

Distribusi posterior yang digunakan untuk mengestimasi parameter dari regresi logistik biner mempunyai bentuk analitik yang sulit. Untuk itu dilakukan simulasi dari distribusi posterior yang terbentuk. Metode simulasi yang digunakan adalah metode Random-walk Metropolis-Hastings. Jalannya simulasi tersebut membutuhkan nilai prior, nilai awal (*initial value*), dan distribusi proposal. Untuk selengkapnya akan dijelaskan sebagai berikut :

1. Prior

   Untuk mengatasi sedikitnya informasi, maka digunakan prior berdistribusi normal (0, 100^2).

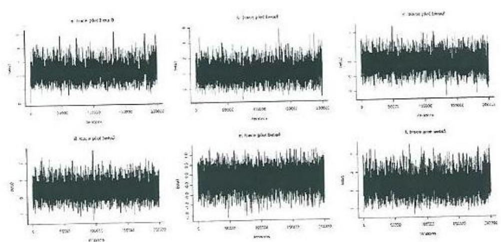
2. *Initial value*

   Nilai awal yang akan digunakan dalam proses simulasi adalah 0 untuk semua parameter.

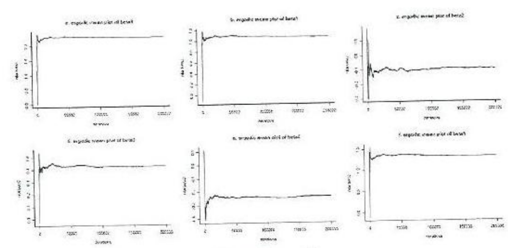
3. Distribusi proposal

   Metode simulasi Metropolis-Hastings ini memerlukan sebuah nilai dari distribusi proposal yang akan digunakan untuk pembangkitan sampel randomnya. Adapun distribusi proposal yang akan digunakan adalah *independent normal proposal* $q(\theta'|\theta) \equiv N_1 d\ (\theta, \bar{S}_1 \theta) H$. Pada kasus ini akan dicoba dengan menggunakan 2 nilai $\bar{S}_\theta$, yaitu 0,1 dan 0,15.

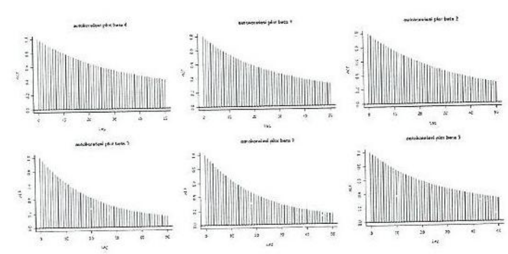
Iterasi 40.000 dengan $\bar{S}_\theta = 0{,}1$ dan $\bar{S}_\theta = 0{,}15$ memberikan hasil yang belum konvergen. Untuk itu, perlu ditambahkan jumlah iterasinya. Iterasi berikutnya sebanyak 200.000 memberikan hasil yang sudah konvergen untuk kedua nilai $\bar{S}_\theta$, tetapi dengan nilai $\bar{S}_\theta = 0{,}15$ kondisi konvergen lebih cepat dicapai. Untuk itu, nilai $\bar{S}_\theta$ yang digunakan adalah 0,15. berikut ini adalah gambar trace plot, ergodig mean plot, dan autocorrelation plot untuk nilai $\bar{S}_\theta$ tersebut sebanyak 200.000 iterasi.



Gambar 1



Gambar 2

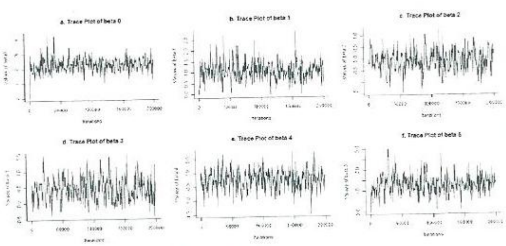


Gambar 3

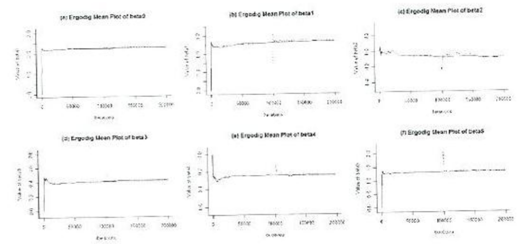
Setelah kondisis konvergen terpenuhi, langkah selanjutnya adalah mencari nilai estimasi parameter beta. Untuk menghindari nilai awal, maka iterasi ini akan dimulai pada iterasi ke 100.001 di mana kondisi konvergen sudah dicapai.

3.1. Iterasi 200.000 Burnin 100.000 lag 700

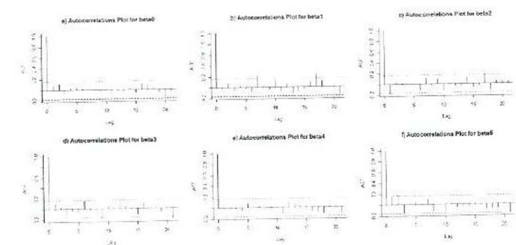
Gambar 4,5, dan 6 merupakan trace plot, ergodig mean plot, dan plot autokorelasi sebanyak 200.000 iterasi dengan burnin 100.000 dan thinning interval 700. Setelah iterasi 0 – 100.000 dihilangkan, maka didapatkan nilai estimasi parameter regresi logistik biner yang baru. Parameter yang signifikan menunjukkan adanya pengaruh variabel bebas terhadap variabel respon dan akan dimasukkan ke dalam model regresi logistik biner.



Gambar 4



Gambar 5



Gambar 6

Pengujian hipotesis terhadap parameter regresi dilakukan dengan pendekatan interval konfidensi 95% dari masing-masing parameter. Hal ini dikarenakan distribusi posterior tidak diketahui dengan pasti. Interval konfidensi 95% dihitung dengan batas bawah yaitu kuantil ke 2,5% dan batas atasnya adalah kuantil ke 97,5%. Parameter dinyatakan signifikan jika interval konfidensi 95% parameter tidak memuat nilai nol. Parameter yang signifikan menunjukkan variabel bebas berpengaruh terhadap respon dan parameter yang tidak signifikan menyatakan variabel bebas tidak berpengaruh terhadap respon. Adapun nilai estimasi parameter, dan kesimpulannya akan dijelaskan dalam tabel 1.

Tabel 1 Nilai Estimasi Parameter

variabel	Parameter	mean	2,5% Kuantil	97,5% Kuantil	signifikan	Kesimpulan
konstanta	β_0	2.2293	1.329572	3.367794	-	-
Umur(Z_1)	β_1	1.0874	0.2236213	2.0273442	ya	Berpengaruh
Berat Badan(Z_2)	β_2	-0.06294	-1.0313351	0.9257687	Tidak	Tidak Berpengaruh
Tinggi Badan(Z_3)	β_3	0.4180	-0.2979427	1.2496935	Tidak	Tidak Berpebgaruh
Tekanan Darah(Z_4)	β_4	-0.24567	-1.0210122	0.5022374	Tidak	Tidak Berpengaruh
Hb(Z_5)	β_5	1.339	0.4857568	2.2819919	ya	Berpengaruh

Dari tabel 1 tampak variabel yang berpengaruh adalah umur dan hemoglobin (Hb). Sedangkan variabel berat badan, tinggi badan, dan tekanan darah tidak berpengaruh terhadap variabel respon. Oleh karena itu, ketiga variabel tersebut tidak dimasukkan ke dalam model regresi logistik biner. Nilai estimasi pada tabel 1 masih dalam bentuk transformasi Z, oleh karena itu bentuk tersebut perlu dikembalikan ke dalam bentuk X. Sehingga model yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$\pi(x_1) = \frac{e^{-13,8091+0,1721(X_1)+0,9601(X_2)}}{1+e^{-13,8091+0,1721(X_1)+0,9601(X_2)}}$$

3.2. Tabel Klasifikasi

Dari model regresi logistik biner,

$$\pi(x_1) = \frac{e^{-13,8091+0,1721(X_1)+0,9601(X_2)}}{1+e^{-13,8091+0,1721(X_1)+0,9601(X_2)}}$$

dapat dihitung nilai peluang (prediksi) BBLR atau non-BBLR. Selanjutnya, berdasarkan nilai peluang tersebut, data diklasifikasikan ke dalam masing-masing grup berdasarkan cut point yang telah ditentukan terlebih dahulu. Dari hasil klasifikasi tersebut, kemudian dihitung tingkat keakuratannya, yaitu berapa persen model yang didapat mampu mengklasifikasikan data dengan benar.

Tabel 2 Klasifikasi model regresi logistik biner dengan cut point 0,5

Pengamatan		Prediksi		
		BBLR		Total
		Ya(0)	Tidak(1)	
BBLR	Ya (0)	4	8	12
	Tidak (1)	2	49	51
Total		6	57	63

Tabel 2 merupakan tabel hasil klasifikasi dari model regresi logistik biner menggunakan cut point 0,5. Tingkat keakuratan total klasifikasi sebesar 84,13%. Nilai ini didapat dari pembagian antara jumlah prediksi yang benar dengan jumlah keseluruhan data, yaitu [(4+49)/63] x 100%, dengan tingkat keakuratan klasifikasi masing-masing grup sebesar 96,08% (49/51) untuk klasifikasi non-BBLR dan sebesar 33,33% (4/12) untuk klasifikasi BBLR.

3.3. Perbandingan Model

Model regresi logistik biner yang diperoleh dengan metode bayesian akan coba dibandingkan dengan model regresi logistik biner yang diperoleh dengan metode MLE. Adapun hasil analisis dengan MLE dapat dilihat di bawah ini:

Tabel 3 Estimasi Parameter dengan MLE

Variabel	β	Signifikan	Kesimpulan
Konstanta (β_0)	-15.626	-	-
Umur(β_1)	0.144	Ya	Berpengaruh
Berat Badan (β_2)	-0.01	Tidak	Tidak Berpengaruh
Tinggi badan (β_3)	0.041	Tidak	Tidak Berpengaruh
Tekanan Darah(β_4)	-0.013	Tidak	Tidak Berpengaruh
Hb(β_5)	0.803	Ya	Berpengaruh

Dari tabel 3 terlihat faktor yang mempengaruhi kelahiran bayi dengan BBLR atau normal adalah faktor umur dan Hb. Hal ini memberikan kesimpulan yang sama dengan analisis bayesian. Sekarang akan dicoba membandingkan kedua nilai tersebut apabila digunakan untuk menghitung peluang melahirkan bayi normal oleh seorang ibu dengan usia 25 tahun dan mempunyai kadar Hb 11%.

Bayes :

$$\pi(x_1) = \frac{e^{-13.8091+0.1721(25)+0.9601(11)}}{1+e^{-13.8091+0.1721(25)+0.9601(11)}} = 0,74$$

MLE :

$$\pi(x_1) = \frac{e^{-15.626+0.144(25)+0.803(11)}}{1+e^{-15.626+0.144(25)+0.803(11)}} = 0,04$$

Dari perbandingan dua nilai tersebut tampak bahwa prediksi seorang ibu dengan kriteria di atas menggunakan metode bayes adalah normal dan menggunakan MLE cenderung tidak normal. Padahal menurut teori, usia seorang ibu dengan kriteria tersebut, yaitu usia dalam rentang 20 – 35 tahun dan kadar Hb yang normal mempunyai sedikit resiko melahirkan bayi BBLR.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Model regresi logistik biner yang didapat untuk bayi lahir dengan non-BBLR adalah

$$\pi(x_1) = \frac{e^{-13,8091+0,1721(X_1)+0,9601(X_2)}}{1+e^{-13,8091+0,1721(x_1)+0,9601(X_2)}}$$

dengan X_1 adalah faktor umur dan X_2 hemoglobin.

2. Faktor-faktor yang mempengaruhi seorang bayi lahir dengan kondisi normal atau BBLR adalah umur dan kadar hemoglobin ibu.

DAFTAR PUSTAKA

Bobak, et.al. 2004. *Keperawatan Maternitas Edisi ke-4* (diterjemahkan oleh: Maria A. W. dan Peter I. A.). EGC: Jakarta.

Box, G.E.P. dan Tiao, G.C. 1973. *Bayesian Inference In Statistical Analysis.* Addision-Wesley Publishing Company, Inc: Philippines.

Galindo-Garre, F dan Vermunt, J. K. 2004. *Bayesian Posterior Estimation of Logit Parameters With Small Samples.* Jurnal. Sage Publication: Netherlands.

Hosmer, D.W. dan Lemeshow S. 2000. *Applied Logistic Regression Second Edition.* John Wiley & Son, Inc: New York.

Johnson, V. E. dan Albert, J. H. 1999. *Ordinal Data Modeling*. Springer-Verlag New York, Inc: New York.

Kleinbaum, D. G. dan Klein, M. 2002. *Logistic Regression A Self Learning Text Second Edition.* Springer: New York.

Mitayani. 2009. *Asuhan Keperawatan Maternitas.* Salemba Medika: Jakarta.

Ntzoufras, I. 2009. *Bayesian Modelling Using WinBUGS.* John Wiley & Sons, Inc: Ney Jersey.

Soejoeti, Z dan Soebanar. 1988. Inferensi Bayesian. Karunika Universitas Terbuka: Jakarta.

Wibisono, Y. 2005. *Metode Statistik.* Gadjah Mada University Press: Yogyakarta.