MATHunesa
Jurnal Ilmiah Matematika *Volume 7 No.1 Tahun 2019*
ISSN 2301-9115

FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANEMIA REMAJA PUTRI DENGAN MENGGUNAKAN BAYESIAN REGRESI LOGISTIK DAN ALGORITMA *METROPOLIS-HASTING*

Dyah Kurniawati
Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
e-mail : dyahkurniawati@mhs.unesa.ac.id

Drs. Hery Tri Sutanto M.Si.
Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
e-mail **:** herysutanto@unesa.ac.id

Abstrak

Anemia ialah suatu kondisi dimana kadar hemoglobin atau jumlah sel darah merah mengalami kekurangan dibawah standar normal. Anemia terjadi pada pria ketika kadar hemoglobin lebih rendah dari 13,5 gram/100 ml, sedangkan pada wanita terjadi ketika kadar hemoglobin lebih rendah dari 12 gram/100 ml. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi anemia pada remaja putri. Untuk memenuhi tujuan tersebut dengan digunakan metode Bayesian regresi logistik. Bayesian regresi logistik merupakan analisis pada regresi logistik dengan estimasi menggunakan metode bayes. Estimasi dengan metode bayes ini diselesaikan menggunakan simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dengan algoritma *Random Walk Metropolis-Hasting*. Berdasarkan hasil analisis menggunakan Bayesian regresi logistik, faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap penyakit anemia pada remaja putri yaitu faktor lama menstruasi (x_3).
Kata kunci: Anemia, Bayesian regresi logistik, MCMC, *Metropolis-Hasting*.

Abstract

Anemia is a condition of decreased hemoglobin level or red blood cell count below normal values. For men anemia is defined as a hemoglobin level of less than 13.5 grams / 100 ml, whereas in women occurs when the hemoglobin level is less than 12 grams / 100 ml. This study aims to determine the factors that influence anemia in adolescent girls. To meet these objectives the Bayesian logistic regression method was used. Bayesian logistic regression is an analysis of logistic regression with estimates using the Bayes method. The estimation with bayes method was solved using Markov Chain Monte Carlo simulation (MCMC) with Random Walk Metropolis-Hasting algorithm. Based on the results of the analysis using Bayesian logistic regression, factors that significantly influence anemia in adolescent girls are menstrual factors (x_3).
Keywords : Anemia, Bayesian logistic regression, MCMC, Metropolis-Hasting.

1. PENDAHULUAN

Masa remaja antara usia 10-19 tahun, ialah masa transisi yang dialami seseorang dengan adanya perubahan fisik maupun psikis. Dengan adanya perubahan pada masa remaja menimbulkan beberapa masalah kesehatan. Salah satu masalah kesehatan yang terjadi pada remaja ialah anemia. Anemia ialah suatu kondisi dimana kadar hemoglobin atau jumlah sel darah merah seseorang mengalami kekurangan dibawah standar normal. Anemia lebih sering dialami oleh remaja putri dikarenakan mengalami menstruasi. Riset Kesehatan Dasar (RISKESDAS) Indonesia tahun 2007 menunjukkan bahwa anemia remaja putri usia 13-18 tahun ialah 19,7% dan terjadi peningkatan pada tahun 2013 sebesar 22,7% (RISKESDAS, 2013).

Ada beberapa penyebab terjadinya anemia pada remaja putri, antara lain: kurangnya konsumsi Fe, Vitamin C, status gizi pada remaja, dan menstruasi (Burner, 2012). Berdasarkan beberapa penyebab tersebut, peneliti akan melakukan penelitan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi penyakit anemia pada remaja putri. Dalam statistika digunakan suatu analisis regresi untuk mengetahui apakah variabel bebas mempengaruhi variabel respon. Pada skripsi ini, variabel bebasnya yaitu status gizi, siklus menstruasi, dan lama menstruasi. Sedangkan variabel responnya yaitu kejadian anemia pada remaja putri yang diukur berdasarkan kadar hemoglobin dalam tubuh. Variabel respon dalam penelitian ini terdapat dua kategori yaitu remaja putri yang menderita anemia dan remaja putri yang tidak menderita anemia. Karena variabel responnya bersifat kategori maka pada penelitian ini menggunakan regresi logistik.

Regresi logistik ialah metode analisis statistik untuk mengetahui hubungan variabel bebas tehadap variabel respon, dimana variabel responnya memiliki dua atau lebih kategori (Hosmer & Lemeshow, 2000). Umumnya untuk menduga parameter pregresi logistik digunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), namun pada penelitian ini digunakan Bayesian regresi logistik. Hal ini dilakukan karena ukuran sampel yang kecil.

Bayesian regresi logistik ialah analisis regresi logistik dengan estimasi parameter menggunakan metode bayes. Dalam metode Bayes estimasi parameter dilakukan dengan cara menggabungkan fungsi likelihood dari data sampel dengan distribusi prior, kemudian hasilnya dinyatakan sebagai distribusi posterior. Distribusi posterior ialah dasar untuk pembentukan distribusi bersyarat penuh yang digunakan pada metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). MCMC ialah metode yang digunakan untuk meng-*update* parameter. Dalam proses *update* parameter pada MCMC membutuhkan algoritma sampling yang tepat untuk mendapatkan sampel dari suatu distribusi, oleh karena itu digunakan algoritma *Metropolis-Hasting*. Melalui metode MCMC dengan algoritma *Metropolis-Hasting* tersebut, didapatkan hasil nilai duga parameter yang kemudian digunakan sebagai pembentukan model.

Dari uraian diatas, tujuan penelitian ini ialah untuk mengetahui model regresi logistik pada faktor-faktor yang berpengaruh pada anemia remaja putri dengan menggunakan Bayesian regresi logistik dan algoritma Metropolis-Hasting.

2. KAJIAN TEORI

A. Anemia Pada Remaja Putri

Masa remaja antara usia 10-19 tahun, ialah masa pubertas dimana terjadi pematangan organ reproduksi manusia. Remaja mengalami pertumbuhan yang cepat dan waktu pertumbuhan yang intens. Kebutuhan zat gizi pada masa mencapai titik tertinggi. Hal ini terjadi karena hasil ekspansi total volume darah, peningkatan massa lemak tubuh, dan terjadinya menstruasi. Sehingga remaja putri lebih rawan mengalami anemia karena adanya menstruasi. Anemia ialah suatu kondisi dimana kadar hemoglobin atau jumlah sel darah merah seseorang mengalami kekurangan dibawah standar normal.

B. Regresi Logistik

Regresi logistik ialah regresi nonlinier. Regresi logistik muncul karena ketidakmampuan model regresi linier untuk memprediksi nilai variabel respon yang lebih dari satu. (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Variabel respon pada resgresi logistik memiliki dua kategori yaitu dikotomus dan polikotomus. Jika variabel responnya memilik dua nilai kemungkinan yang dinyatakan dengan $y = 0$ (gagal) dan $y = 1$ (sukses) disebut sebagai regresi logistik biner. Bentuk spesifik dari model regresi logistik yaitu:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p}} \quad (1)$$

dimana p= banyaknya variabel prediktor.

Untuk mempermudah menaksir parameter regresi, maka $\pi(x)$ pada persamaan diatas ditransformasikan menggunakan transformasi logit $\pi(x)$ diperoleh:

$$\mathrm{g}(x) = \text{logit}\,\pi(x)$$

$$\mathrm{g}(x) = ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right)$$

$$\mathrm{g}(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p \quad (2)$$

C. Teorema Bayess

Bila $\boldsymbol{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ adalah suatu vektor dari n percobaan yang memiliki distribusi probabilitas $f = (\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\beta})$ yang tergantung pada k nilai parameter yaitu $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$. Anggap juga bahwa $\boldsymbol{\beta}$ itu sendiri memiliki distribusi peluang $f(\boldsymbol{\beta})$. Maka

$$f(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\beta})f(\boldsymbol{\beta}) = f(\boldsymbol{y},\boldsymbol{\beta}) = f(\boldsymbol{\beta}|\boldsymbol{y})f(\boldsymbol{y}) \quad (3)$$

Diberikan data pengamatan y , maka distribusi bersyarat dari $\boldsymbol{\beta}$ adalah

$$f(\boldsymbol{\beta}|\boldsymbol{y}) = \frac{f(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\beta})f(\boldsymbol{\beta})}{f(\boldsymbol{y})} \quad (4)$$

(Box dan Tiao, 1973)

Pada persamaan (4) faktor $p(\boldsymbol{y})$ dianggap konstan, dimana tidak bergantung pada $\boldsymbol{\beta}$ dan $\boldsymbol{y}$ maka *unormalized posterior density* ialah:

$$f(\boldsymbol{\beta}|\boldsymbol{y}) \propto f(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{\beta})f(\boldsymbol{\beta}) \quad (5)$$

D. Fungsi Likelihood

Misalkan $X_1, X_2, \dots, X_n$ adalah sampel acak berukuran n dari suatu distribusi bersyarat X, diberikan $\Theta = \boldsymbol{\beta}$ dengan pdf $f(x|\boldsymbol{\beta}), \boldsymbol{\beta}\epsilon\Omega$ dimana $\boldsymbol{\beta}$ bernilai vektor. $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ dan $\mathbf{x} = \boldsymbol{x_1}, \boldsymbol{x_2}, \dots, \boldsymbol{x_n}$ maka pdf bersyarat X dengan $\Theta = \boldsymbol{\beta}$ dapat ditulis

$$L(\boldsymbol{\beta};\mathbf{x}) = f(\boldsymbol{x_1},\boldsymbol{\beta})f(\boldsymbol{x_2},\boldsymbol{\beta}) \dots f(\boldsymbol{x_n},\boldsymbol{\beta})$$

$$L(\boldsymbol{\beta};\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i;\boldsymbol{\beta}) \text{ , } \boldsymbol{\beta}\epsilon\Omega \quad (6)$$

Persamaan diatas merupakan fungsi likelihood dimana $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Jika x_i dan y_i adalah pasangan dari variabel prediktor dan variabel respon pada pengamatan saling independen, $i = 1,2, \dots, n$ maka fungsi probabilitas binomial untuk setiap pasangan adalah

$$f(x_i,\boldsymbol{\beta}) = \pi(x_i)^{y_i}[1-\pi(x_i)]^{1-y_i},\ y_i = 0{,}1 \quad (7)$$

dengan $\pi(x_i) = \dfrac{e^{\left(\sum_{j=1}^{p}\boldsymbol{\beta}_j x_{ij}\right)}}{1+e^{\left(\sum_{j=1}^{p}\beta_j x_{ij}\right)}}$

E. Prior

Distribusi prior merupakan informasi awal dari data. Distribusi prior dinotasikan dengan $f(\boldsymbol{\beta})$, dinyatakan $\boldsymbol{\beta} \sim f(\boldsymbol{\beta})$.

Berikut ini merupakan macam-macam distribusi prior: (Box dan Tiao, 1973):

a. Berdasarkan bentuk distribusi hasil identifikasi pola model likelihood data:
   1. Distribusi prior konjugat, didasarkan pada pembentukan fungsi likelihood.
   2. Distribusi prior tidak konjugat, pemberian prior tidak didasarkan pada pola pembentuk fungsi likelihood.

b. Berdasarkan penentuan masing-masing parameter pada pola distribusi prior:
   1. Distribusi prior informative, pemberian parameter didasarkan dari pola distribusi data.
   2. Distribusi prior non-informatif, pemilihannya tidak didasarkan pada data yang ada.

F. Posterior

Distribusi posterior ialah gabungan distribusi sampel dan distribusi prior.

$posterior \sim likelihood\ x\ prior$

$$f(\boldsymbol{\beta}|y,x) = L(\boldsymbol{\beta})f(\boldsymbol{\beta}) \qquad (8)$$

Dimana $L(\boldsymbol{\beta})$ merupakan fungsi likelihood dan $f(\boldsymbol{\beta})$ merupakan distribusi prior.

G. *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC)

Untuk mendapatkan hasil estimasi parameter dari distribusi posterior melalui proses integrasi seringkali sulit dilakukan, oleh karena itu perhitungan estimasi parameter dapat dilakukan secara numerik salah satunya dengan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). MCMC ialah metode simulasi stokastik yang menirukan pola kerja *Markov Chain* dan integrasi *Monte Carlo* dengan membangkitkan data sampel berdasarkan skenario sampling tertentu.

Implementasi metode MCMC untuk analisis Bayesian memerlukan algoritma sampling yang tepat untuk mendapatkan sampel dari suatu distribusi. Ada beberapa macam algoritma yang dapat digunakan dalam metode MCMC, termasuk algoritma *Metropolis-Hasting*.

H. Metropolis Hasting

Metropolis-Hasting ialah salah satu metode MCMC yang menggunakan mekanisme penerimaan dan penolakan untuk membangkitkan data sampel dari distribusi proposal. Distribusi proposal (q) merupakan distribusi yang digunakan untuk membangkitkan sampel random.

Misal $f(\boldsymbol{\beta}|x)$ ialah distribusi posterior yang akan dibangkitkan dengan ukuran T, misalkan $\beta^{(t)}$ ialah vektor dari nilai-nilai yang dibangkitkan di iterasi ke-t dari algoritma. Langkah kerja *Metropolis-Hasting* ialah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai awal $\beta^{(0)}$
2. Menentukan banyak iterasi $t = 1, \ldots, T$,
3. Membangkitkan $\beta^{(1)}, \beta^{(2)}, \ldots, \beta^{(T)}$ dengan langkah-langkah berikut:
   a. Mengatur $\beta^{(t)} = \beta^{(t-1)}$
   b. Menentukan distribusi proposal $N\left(\beta, \bar{s}_{\beta}^2\right)$
   c. Membangkitkan nilai baru β' dari distribusi proposal $N\left(\beta, \bar{s}_{\beta}^2\right)$.
   d. Menghitung $\alpha = min\left(1, \frac{f(\beta'|x)q(\beta|\beta')}{f(\beta|x)q(\beta'|\beta)}\right)$
   e. Membangkitkan u dari distribusi *uniform* (0,1)
   f. Menghitung $u = \log(u)$
   g. Membandingkan nilai u dengan α, apabila $u \leq \alpha$ maka nilai $\beta^{(t)} = \beta'$. Sedangkan apabila $u > \alpha$ maka nilai $\beta^{(t)} = \beta^{(t-1)}$
4. Mengulangi langkah a sampai g hingga konvergen.

I. Konvergensi Algoritma

Konvergensi algoritma tercapai jika sampel yang diperoleh telah memenuhi sifat *Markov Chain* yang *strongly ergodic,* sifat tersebut diindikasi dari diagnosik plot yang diperoleh dari proses MCMC (Ntzoufras, 2009) yaitu sebagai berikut:

1. *Trace Plot*

   Trace plot ialah hasil dari pergerakan nilai sampel yang diperoleh. Apabila semua nilai sampel yang diperoleh menunjukkan plot yang acak atau dapat dikatakan bahwa plot tersebut tidak membentuk pola yang teratur, maka dapat dinyatakan bahwa sampel yang diperoleh telah mencapai kondisi konvergen.

2. *Autocorrelation Plot*

   Autocorrelation Plot merupakan plot dari nilai *Autocorrelation Function* (ACF). Apabila nilai ACF yang diperoleh semakin mendekati nol, maka sampel yang diperoleh sudah konvergen.

3. METODE

Data yang dipakai dalam penelitian ini ialah data sekunder dari penelitian Wahyu Mahar Permatasari tahun 2016 dengan judul Hubungan Antara Status Gizi, Siklus dan Lama Menstruasi dengan Kejadian Anemia Remaja Putri di SMAN 3 Surabaya. Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 0 menyatakan gagal atau terjadi anemia pada remaja putri sedangkan 1 menyatakan sukses atau tidak terjadi anemia pada remaja putri. Variabel Bebas (x) yang digunakan yaitu Status gizi (x_1), Siklus Menstruasi (x_2), Lama Menstruasi (x_3) .

Dalam mengolah data agar dapat terbentuk suatu model dan solusi dari variabel-variabel terkait ada beberapa tahapan yaitu:

a. Penentuan variabel dependen (y) dan variabel independen (x).
b. Mengestimasi parameter menggunakan metode bayes pada data anemia remaja putri di SMAN 3 Surabaya. Tahap estimasi parameter pada metode bayes yaitu sebagai berikut:
    1. Membentuk fungsi *likelihood* dari n random sampel sesuai pada persamaan (7)
    2. Menentukan distribusi *prior*
    3. Membentuk distribusi *posterior* berdasarkan distribusi *prior* dan fungsi *likelihood*
    4. Membangkitkan nilai distribusi posterior menggunakan metode MCMC. Algoritma yang digunakan dalam metode MCMC ini ialah *Metropolis-Hasting* dengan bantuan program R.
    5. Cek konvergensi algoritma. Jika belum konvergen, maka perlu dibangkitkan sejumlah observasi lagi.
    6. Mendapatkan kesimpulan dari distribusi posterior berupa mean, median, dll.
c. Melakukan pembentukan model Bayesian regresi logistik
d. Melakukan uji hipotesis menggunakan *credible interval*.

4. PEMBAHASAN

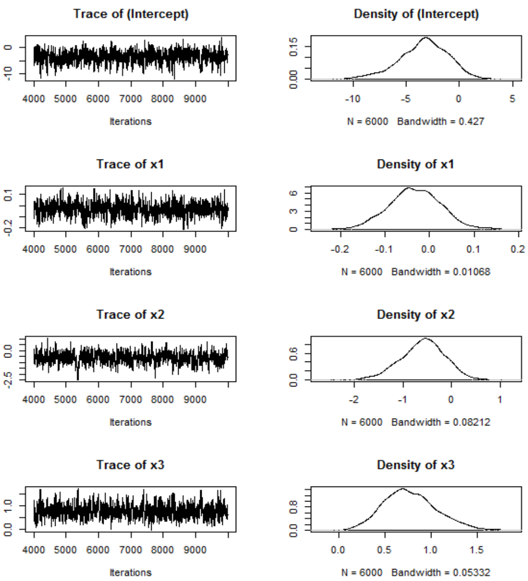
Berikut ini merupakan formula distribusi posterior dari Bayesian regresi logistik:

$$f\,(\boldsymbol{\beta}|y,x) \propto \prod_{p=1}^{k}\prod_{i=1}^{n}\pi(x_i)^{y_i}[1-\pi(x_i)]^{1-y_i} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{pi}^2}}\exp\left[-\frac{(\beta_p-\mu_p)}{2\sigma_p^2}\right]$$

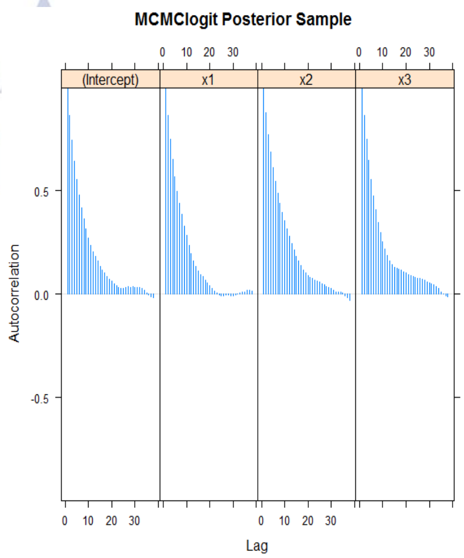
$$f\,(\boldsymbol{\beta}|y,x) \propto \prod_{p=1}^{k}\prod_{i=1}^{n}\left[\frac{e^{\beta_0+\beta_1x_{1i}+\cdots+\beta_px_{pi}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1x_{1i}+\cdots+\beta_px_{pi}}}\right]^{y_i}\left[1-\frac{e^{\beta_0+\beta_1x_{1i}+\cdots+\beta_px_{pi}}}{1+e^{\beta_0+\beta_1x_{1i}+\cdots+\beta_px_{pi}}}\right]^{1-y_i} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2}}\exp\left[-\frac{(\beta_p-\mu_p)}{2\sigma_p^2}\right] \quad (9)$$

Persamaan diatas memiliki bentuk analitik yang sulit diselesaikan. Oleh karena itu digunakan simulasi MCMC dengan algoritma *Metropolis-Hasting* untuk membangkitkan data secara numerik. Pada proses simulasi *Metropolis-Hasting*, dibutuhkan nilai awal, distribusi prior dan distribusi proposal. Nilai awal yang ditentukan dalam simulasi ini yaitu 0 untuk setiap parameter. Prior yang digunakan yaitu prior beristribusi normal $\beta_j \sim N(0,10^2)$. Pemilihan distribusi proposal yang digunakan pada penelitian ini ialah metode random walk metropolis yang nantinya akan digunakan untuk pembangkitan sampel randomnya.

Simulasi MCMC dengan algoritma *Metropolis-Hasting* ini dilakukan beberapa kali iterasi hingga mencapai 10.000 kali iterasi. Pada iterasi ke 10.000 dengan 4000 *burn-in* menunjukkan hasil yang konvergen. Konvergensi algoritma ini diindikasi melalui *diagnostic plot* yang meliputi *density plot*, *trace plot*, dan *autocorrelation plot.* Berikut ini merupakan hasil *density plot*, *trace plot*, dan *autocorrelation plot* pada iterasi ke 10.000 dengan 4000 *burn-in*:



Gambar 1. *Trace plot* dan *density plot* pada iterasi ke 10000



Gambar 2. *Autocorrelation plot* dengan 4000 *burn-in* pada iterasi ke 10.000

Pada gambar 1 menunjukkan bahwa grafik *trace plot* dari setiap variabel tidak membentuk garis lurus atau tidak membentuk sebuah pola yang teratur. Sedangkan hasil autocorrelation plot pada gambar 2 dapat dilihat bahwa nilai ACF yang diperoleh semakin kecil dan mendekati nilai nol. Kondisi tersebut telah memenuhi sifat *Markov Chain* yang *strongly ergodic* atau dapat dikatakan bahwa sampel parameter sudah konvergen.

Hasil estimasi parameter yang digunakan adalah rata-rata dari nilai-nilai sampel hasil simulasi yang dihitung setelah proses *burn-in period* 4000 iterasi. Berikut ini merupakan hasil estimasi Bayesian regresi logistik dengan simulasi MCMC *Metropolis-Hasting* yang diselesaikan menggunakan software R dengan 4000 burn-in pada 10.000 kali iterasi

Tabel 1. Hasil estimasi parameter dengan MCMC Metropolis-Hasting menggunakan software R

Variabel	Mean	Kuantil				
		2.5%	25%	50%	75%	97.5 %
Intercept	-3.355	-8.492	-4.816	-3.213	-1.741	0.762
Status Gizi (x_1)	-0.033	-0.149	-0.071	-0.033	0.006	0.082
Siklus Mens (x_2)	-0.596	-1.559	-0.883	-0.572	-0.291	0.246
Lama Mens (x_3)	0.779	0.273	0.574	0.757	0.959	1.394

Pengujian hipotesis dilakukan untuk mengetahui parameter yang signifikan berpengaruh terhadap variabel respon. Pengujian hipotesis yang dilakukan pada masing-masing parameter yakni dengan *credible interval* 95%. Dimana hipotesisnya yaitu:

$H_0\ : \boldsymbol{\beta}_p = 0, \quad p = 1,2,3$

$H_1 : \boldsymbol{\beta}_p \neq 0, \quad p = 1,2,3$

Perhitungan *Credible interval* dilihat pada nilai kuantil 2,5% hingga 97,5%. Apabila di antara kuantil 2,5% dan 97,5% terdapat nilai 0 maka tidak ada pengaruh yang signifikan terhadap variabel terikat. Dan sebaliknya jika diantara kuantil tersebut tidak memuat nilai nol maka ada pengaruh yang signifikan terhadap variabel terikat.

Berikut merupakan tabel hasil pengujian hipotesis parameter :

Tabel 2. Hasil uji hipotesis menggunakan credible interval 95%

Variabel	Mean	Kuantil 2.5%	Kuantil 97.5%	Keputusan
Intercept	-3.355	-8.492	0.762	-
Status Gizi (x_1)	-0.033	-0.149	0.082	Tidak Signifikan
Siklus Menstruasi (x_2)	-0.596	-1.559	0.246	Tidak Signifikan
Lama Menstruasi (x_3)	0.779	0.273	1.394	Signifikan

Dari hasil pengujian hipotesis pada tabel 2 dapat disimpulkan bawa H_0 ditolak, karena ada variabel bebas mempengaruhi variabel terikat. Variabel yang mempengaruhi penyakit anemia pada remaja putri yaitu variabel lama menstruasi (x_3).

Berdasarkan hasil estimasi diatas maka model regresi logistiknya yaitu:

$$\pi(x) = \frac{\exp(-3.355+0.779x_3)}{1+\exp(-3.355+0.779x_3)}$$

5. PENUTUP

Simpulan

Berdasarkan hasil pembahasan didapatkan kesimpulan yaitu odel regresi logisti yang didapat dengan mengunakan Bayesian Regresi Logistik dan Algoritma *Metropolis-Hasting* yaitu sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(-\,3.355+0.779x_3)}{1+\exp(-\,3.355+0.779x_3)}$$

Variabel yang mempengaruhi penyakit anemia pada remaja putri hanya satu yaitu variabel lama menstruasi (x_3). Responden yang menstruasinya lebih lama memiliki 2,1801 kali resiko terkena anemia daripada responden yang menstruasinya cepat.

Saran

Berdasarkan pembahasan dan kesimpulan, maka untuk penelitian selanjutnya disarankan dalam penggunaan metode Bayes untuk estimasi parameter sebaiknya menggunakan data yang informasi priornya lebih jelas sehingga hasil yang didapat lebih maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

Burner, 2012. *Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Kejadian Anemia Pada Remaja Putri*.

Box, G.E.P. & Tiao, G.C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Philippines: Addison Wesley.

Harlianingtyas, Irma. 2015. *Pemodelan Resiko Pembiayaan Griya Bank Mandiri Syariah Dengan Metode Bayesian Regresi Logistik*. Surabaya: ITS

Hosmer, D.W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression.* New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Mulyaningsih, Mifta D. 2016. *Estimasi Parameter Binomial Negatif Dengan Pendekatan Bayesian Menggunakan Markov Chain Monte Carlo Algoritma Metropolis Hasting*. Surabaya: UNAIR

Ntzoufras, I. 2009. *Bayesian Modelling Using WinBUGS*. Greece. John Wiley.

Riset Kesehatan Dasar. 2007. Jakarta: Badan Penelitian Kesehatan Kementrian Kesehatan RI

Riset Kesehatan Dasar. 2013. Jakarta: Badan Penelitian Kesehatan Kementrian Kesehatan RI