MODEL REGRESI LOGISTIK BINER DENGAN METODE PENALIZED MAXIMUM LIKELIHOOD

Edi Susilo , Anna Islamiyati , Muh. Saleh AF.

ABSTRAK

Analisis regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood* digunakan jika terjadi pemisahan pada data yaitu terdapat satu atau lebih sel yang kosong pada table silang. Skripsi ini bertujuan untuk mengestimasi parameter regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood* yang memiliki fungsi $(Y_i)^* = L(Y_i)|I(Y_i)|^{1/2}$, diaplikasikan pada data pengaruh pemberian ASI ekslusif untuk bayi umur 0 sampai 6 bulan. Berdasarkan model regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood* diperoleh taksiran model yang menunjukkan bahwa faktor yang berpengaruh terhadap pemberian ASI ekslusif untuk bayi umur 0 sampai 6 bulan adalah pekerjaan ibu, pendapatan keluarga, dan tanggapan ibu akan diberikannya ASI ekslusif. Seorang ibu cenderung tidak memberikan ASI ekslusif pada bayinya pada saat ibu tersebut bekerja meskipun memiliki tanggapan yang baik tentang pemberian ASI ekslusif tetapi akibat penghasilan keluarga yang belum mencukupi menyebabkan ibu tersebut bekerja dan tidak sempat memberikan ASI ekslusif kepada bayinya.

Kata kunci : regresi logistik biner, *Penalized maximum likelihood* (PML), pemisahan, data ASI ekslusif

1. Pendahuluan

Analisis regresi logistik biner digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon yang berupa data dikotomik/biner dengan variabel bebas yang berupa data berskala interval dan atau kategorik (Hosmer dan Lemeshow, 1989). Variabel yang dikotomik/biner adalah variabel yang hanya mempunyai dua kategori saja, yaitu kategori yang menyatakan kejadian sukses (Y=1) dan kategori yang menyatakan kejadian gagal (Y=0).

Beberapa metode yang sudah banyak digunakan dalam menduga parameter pada regresi logistik yaitu metode kemungkinan maximum (*Maximum Likelihood Method*), Metode kuadrat terkecil tertimbang noniterasi (*Noniterative Weight Least Square Method*), dan Analisis fungsi diskriminan (*Discriminant Fuction Analysis*) (Nachrowi dan Usman, 2002). Metode lain yang digunakan untuk menduga parameter model regresi logistik biner metode *penalized maximum likelihood* (Firth, 1993). Metode *penalized maximum likelihood* digunakan apabila hasil estimasi parameter dari *maximum likelihood* kurang bagus.

Adapun tujuan dari penulisan ini adalah untuk mengestimasi parameter pada regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood* pada data motivasi pemberian ASI eksklusif pada bayi usia 0-6 bulan.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Distribusi Binomial

Untuk membentuk suatu distribusi binomial diperlukan dua hal:

1. Banyaknya/jumlah percobaan/kegiatan;

2. Probabilitas suatu kejadian baik sukses maupun gagal.

Dalam sebuah percobaan Bernoulli, dimana p adalah probabilitas "sukses" dan q = 1 - p adalah probabilitas gagal, dan jika X adalah variabel acak yang menyatakan sukses, maka dapat dibentuk sebuah distribusi probabilitas Bernoulli sebagai fungsi probabilitas sebagai berikut:

$$X(e) = \begin{cases} 1, jika \ kejadian \ sukses \\ 0, jika \ kejadian \ gagal \end{cases}$$

Fungsi kepadatan probabilitas distribusi Bernoulli adalah

$$f(x) = p^x q^{1-x}$$
 , $x = 0,1,...$ (2.1)

dengan p adalah probabilitas sukses dan q adalah probabilitas gagal. Nilai harapan E(X) = p, dan variansi var(x) = pq.

2.2 Regresi Logistik

Model regresi logistik yang dipengaruhi oleh p variabel prediktor dapat dinyatakan sebagai nilai harapan dari Y dengan diberikan nilai x

$$E(Y|x) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k)}$$
(2.2)

dengan $0 \le E(Y|x) \le 1$ dan Y mempunyai nilai 0 atau 1. Nilai 1 merupakan probabilitas E(Y|x) sukses, sehingga dapat dinyatakan dengan $\pi(x)$, sehingga persamaan di atas menjadi

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k)}$$
(2.3)

dengan β_k menyatakan parameter-parameter regresi, x_k adalah pengamatan variabel prediktor ke-k dari sejumlah p variabel predictor (Hosmer dan Lemeshow (1989) dalam Tiro (2000))

Transformasi logit diterapkan pada model regresi logistik,

$$Logit\left(\pi(x)\right) = g(x) = \ln\left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right] = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k \tag{2.4}$$

Keterangan:

- $\pi(x)$ adalah peluang kejadian.
- g(x) adalah nilai estimasi logit.
- β_0 , β_1 , β_2 , $dan \beta_3$ berturut-turut adalah nilai koefisien untuk variabel-variabel konstan, usia, jenis kelamin, dan berat badan yang diperoleh menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation*.

Transformasi logit bertujuan untuk membuat fungsi linear dari parameter-parameternya. Fungsi g(x) linear terhadap parameter dan memiliki range $(-\infty,\infty)$, tergantung dari range variabel prediktor X.

2.3 Maximum Likelihood

Misal data observasi bersifat bebas maka likelihood dari data Y_1, Y_2, \ldots, Y_n adalah p_i dan $1 - p_i$. Jika untuk setiap $Y_i = 1$, dengan probabilitas p_i dan untuk setiap $Y_i = 0$ dengan probabilitas $1 - p_i$, bentuk umum dari likelihood (L):

$$L = \prod_{i=1}^{n} p_i^{Y_i} (1 - p_i)^{1 - Y_i}$$
 (2.6)

Nilai parameter β dapat diperoleh dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*-nya. Hal tersebut dilakukan dengan metode turunan pertama fungsi *likelihood*-nya terhadap setiap parameternya yang disamakan dengan nol. Terkadang sulit menemukan turunan dari fungsi *likelihood*-nya sehingga yang dilakukan adalah menemukan nilai maksimum dari logaritma natural fungsi *likelihood* tersebut atau fungsi *log-likelihood*.

Fungsi *log-likelihood* adalah bentuk logaritma dari fungsi *likelihood*, yang dituliskan dalam bentuk:

$$\ln L(p_i|y_1, y_2, \cdots, y_n) = \sum_{i=1}^n \ln(p_i^{y_i}(1-p_i)^{1-y_i})$$
(2.7)

2.4 Penalized Maximum Liklihood

Penalized maximum likelihood yang diberikan oleh Firth (1993) dapat diberikan sebagai berikut:

$$L(\beta)^* = L(\beta)|I(\beta)|^{1/2}$$
(2.8)

Fungsi tereduksi $|I(\beta)|^{1/2}$ dikenal juga sebagai invarian Jeffrey.

Estimasi *Penalized Maximum Likelihood* akan diperoleh dengan cara membagi atau memilih banyaknya observasi i ke dalam dua observasi baru yang memiliki nilai respon y_i dan $1 - y_i$ dengan pembobot masing-masing $1 + \frac{h_i}{2} \operatorname{dan} \frac{h_i}{2}$.

$$U(\beta_r)^* = \sum_{i=1}^n \left\{ (y_i - \pi_i) \left(1 + \frac{h_i}{2} \right) + (1 - y_i - \pi_i) \frac{h_i}{2} \right\} x_{ir}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_i - \pi_i + h_i \left(\frac{1}{2} - \pi_i \right) \right\} x_{ir} = 0 \qquad (r = 1, ..., k)$$
 (2.9)

dimana h_i merupakan elemen diagonal ke-i dari matriks topi $H=W^{1/2}X(X^TWX)^{-1}X^TW^{1/2}$, dengan $W=diag\{\pi_i(1-\pi_i)\}$. Kini metode *Penalized Maximum Likelihood* (PMLE) estimasi $\hat{\beta}$ dapat diperoleh dari proses iterasi seperti biasa hingga konvergensinya diperoleh sebagai berikut

$$\beta^{(s+1)} = \beta^{(s)} + I^{-1}(\beta^{(s)})U(\beta^{(s)})^*$$
(2.10)

dimana s merupakan banyaknya iterasi.

2.5 Uji Signifikansi Parameter

Statistik uji G yaitu uji rasio kemungkinan maksimum (*maximum likelihood ratio test*) yang digunakan untuk menguji peranan variabel prediktor di dalam model secara bersamasama dengan rumusnya sebagai berikut:

$$G = -2ln \left[\frac{L_o}{L_n} \right] \tag{2.11}$$

Dengan:

 $L_o = likelihood$ tanpa variabel prediktor

 $L_p = likelihood$ dengan p variabel prediktor

tolak H₀ jika $G > \chi^2_{(\alpha,v)}$

Selanjutnya dengan menggunakan uji Wald, akan dilakukan pengujian secara individu terhadap signifikansi parameter model. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000: 16), statistik Uji Wald didefinisikan sebagai:

$$W = \left[\frac{\hat{\beta}_i}{se(\hat{\beta}_i)}\right]^2 \tag{2.12}$$

Dengan:

 $\hat{\beta}_i$ = penaksir dari β_i

 $SE(\hat{\beta}_i)$ = penaksir galat baku dari β_i

Tolak H₀ jika $|W| > \chi^2_{(\alpha,1)}$

2.6 Uji Kecocokan Model

Statistik uji Hosmer dan Lemeshow \hat{C} yang dihitung berdasarkan nilai y = 1 dirumuskan

$$\hat{C} = \sum_{r=1}^{g} \frac{(O_r - n'_r \bar{p}_{1r})^2}{n'_r \bar{p}_{1r} (1 - \bar{p}_{1r})} \qquad (r = 1, 2, ..., g)$$
(2.13)

Dengan

 \bar{p}_{1r} = rata-rata taksiran probabilitas sukses kelompok ke-r

 O_r = jumlah sampel kejadian sukses dalam kelompok ke-r

 n'_r =total sampel kelompok ke-r

$$\sum_{r=1}^{g} n'_{r} = n$$

3. Metode Penelitian

3.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data pengaruh pemberian ASI ekslusif pada bayi umur 0 sampai 6 bulan Tahun 2014 wilayah Puskesmas Palangga Kecamatan Palangga Kabupaten Gowa. Variabel-variabel yang ditelti adalah pemberian ASI eklusif (Y), pekerjaan ibu (X_1) , pendapatan keluarga (X_2) , dan tanggapan ibu akan diberikannya ASI eksklusif (X_3) .

3.2 Metode Analisis

Metode yang digunakan untuk menaksir parameter regresi logistik biner pada data ASI ekslusif adalah *penalized maximum likelihood*, dengan tahapan sebagai berikut:

- a. Mengasumsikan variabel respon Y berdistribusi bernoulli dalam regresi logistik biner.
- b. Memeriksa kejadian pemisahan pada regresi logistic biner.
- c. Menentukan estimasi parameter β dengan menggunakan metode *penalized maximum likelihood*.

- d. Melakukan uji signifikansi parameter β dengan menggunakan uji *maximum likelihood ratio test* dan dilanjutkan dengan menggunakan uji Wald.
- e. Melakukan uji kecocokan model dengan menggunakan Uji Hosmer and Lemeshow Goodness of Fit Test.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Estimasi Parameter

Langkah pertama yaitu memeriksa keberadaan pemisahan dalam data kejadian dengan membuat table silang yaitu:

Tabel 1: Tabel silang antara variabel respon (y) dan variabel predictor (x)

			1 1	,
Variabel Respon		Y		
Variabel Prediktor		0	1	Jumlah
x ₁	1	15	17	32
	2	27	21	48
\mathbf{x}_2	1	20	18	38
	2	22	20	42
X 3	1	23	38	61
	2	19	0	19
Jumlah		42	38	80

Kejadian pemisahan terjadi apabila terdapat sel yang bernilai nol dalam table silang dan berdasarkan Tabel 1 terlihat bahwa terdapat sel yang bernilai nol yaitu pada x3 kategori 2 untuk y kategori 1. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada data pemberian ASI terdapat kejadian pemisahan yang dapat diselesaikan dengan regresi logistic biner melalui metode penalized maximum likelihood.

Selanjutnya data dianalisis dengan menggunakan regresi logistic biner dengan metode *penalized maximum likelihood* dengan nilai awal β yang digunakan berdasarkan dari hasil estimasi parameter dengan metode *maximum likelihood*, adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0(t)} \\ \hat{\beta}_{1(t)} \\ \hat{\beta}_{2(t)} \\ \hat{\beta}_{3(t)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -21,415 \\ 0,815 \\ -0,320 \\ 21,757 \end{bmatrix}$$

Hasil yang diperoleh dari penaksiran parameter dari regresi logistik menggunakan metode *Penalized Maximum Likelihood* dengan iterasi Newton-Raphson, yaitu:

Tabel 2: Hasil Penaksiran Parameter Untuk X_1, X_2, X_3 dengan metode *Penalized Maximum Likelihood*

Parameter	\hat{eta}	SE
Intercept	-19,020	0,160
X_1	-9,108	0,195
X_2	11,417	0,200
X_3	15,460	0,150

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh taksiran model regresi logistic biner adalah sebagai

berikut:

$$\hat{\pi}(x_i) = \frac{\exp(-19,020 - 9,108(x_1) + 11,417(x_2) + 15,460(x_3))}{1 + \exp(-19,020 - 9,108(x_1) + 11,417(x_2) + 15,460(x_3))}$$
(4.14)

4.2 Uji Signifikansi Parameter

Tabel3: Pengujian signifikansi parameter secara simultan

G	$\chi^2_{(0,05;1)}$
3,912	3,841

Berdasarkan Tabel 3 diperoleh nilai $G = 3.912 > X^2 = 3.841$, berarti H_0 ditolak dan H_1 diterima. Artinya terdapat variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Tabel 4: Pengujian signifikansi parameter secara parsial

The of the following segment of the property o				
Parameter	W	$\chi^2_{(0,05;1)}$		
Intercept	14125,22			
X_1	2170,914	3,841		
X_2	3266,439	3,641		
X_3	10553,8			

Dengan melihat Tabel 4 diperoleh H_0 ditolak untuk semua koefisien regresi karena nilai statistik uji W > $X^2_{(\alpha,1)}$ artinya semua variabel prediktor yaitu pekerjaan (x1), pendapatan keluarga (x2), dan sikap ibu (x3) berpengaruh terhadap pemberian ASI kepada balita. Taksiran model regresi logistic pada data pengaruh pemberian ASI kepada balita, dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\pi}(x_i) = \frac{\exp(-19,020 - 9,108(x_1) + 11,417(x_2) + 15,460(x_3))}{1 + \exp(-19,020 - 9,108(x_1) + 11,417(x_2) + 15,460(x_3))}$$

Tabel 5: Hasil uji *Hosmer and Lemeshow*

Ĉ	$\chi^2_{(0,05;8)}$
12,423	15,507

Berdasarkan Tabel 5, diperoleh $\hat{C}=12,423<\chi^2_{(0,05;8)}=15,507$ berarti H_0 diterima artinya model regresi logistik biner layak digunakan pada data pengaruh pemberian ASI pada bayi usia 0-6 bulan

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan uraian pembahasan mengenai penaksiran parameter model regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood*, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Dari contoh penerapan regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood* diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$\hat{\pi}(x_i) = \frac{\exp(-19,020 - 9,108(x_1) + 11,417(x_2) + 15,460(x_3))}{1 + \exp(-19,020 - 9,108(x_1) + 11,417(x_2) + 15,460(x_3))}$$

2. Berdasarkan penerapan regresi logistik biner dengan metode *penalized maximum likelihood* pada data motivasi pemberian ASI eksklusif pada bayi usia 0-6 bulan dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu pekerjaan seorang ibu, penghasilan keluarga (suami dan istri), dan sikap ibu terhadap pemberian ASI ekslusif.

5.2 Saran

Regresi logistik biner merupakan model regresi yang respon Y berdistribusi Bernoulli dengan nilai variabel responnya terdiri dari dua kategori yaitu 0 dan 1. Penulis menyarankan untuk mengestimasi parameter dengan metode *penalized maximum likelihood* pada regresi logistic multinomial dan ordinal.

DAFTAR PUSTAKA

Agresti, A. (1996). An Introduction to Categorical Data Analysis. John Wiley and Sons. New York Ecevit Eyduran; 2008; Usage of Penalized Maximum Likelihood Estimation Method in Medical Research: An Alternative to Maximum Likelihood Estimation Method

Christopher Zorn; 2005; A Solution to Separation in Binary Response Models

Delbra Andhini Fitrianty, Ni Wayan S. Wardhani, Loekito A. Soehono; Ketepatan Klasifikasi dengan Analisis Regresi Logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) pada Data dengan Peubah Respon Biner; 3

Georg Heinze and Michael Schemper; 2002; A solution to the problem of separation in logistic regression

Ikaro Daniel de Carvalho Barreto, Suzana Leitão Russo, Gutemberg Hespanha Brasil, Vitor Hugo Simon; 2014; Separation Phenomena Logistic Regression

Kleinbaum, D.G; Kupper, L.L; Muller, K.E, and Nizam, A(1998) Applied Analysis and Multivariate Methods. Third Edition. Duxbury Press.

http://statistikceria.blogspot.com/2013/01/konsep-regresi-logistik-biner-dikotomi.html