ISBN : 978.602.361.002.0

PARTIAL PROPORTIONAL ODDS MODEL PADA USIA KAWIN PERTAMA WANITA

Mikhratunnisa[1], Ismaini Zain[2]
Mahasiswa Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya[1]
Dosen Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya[2]
Mikhratunnisa.14@gmail.com[1],ismainizain@gmail.com[2]

ABSTRAK**.** Regresi logistik ordinal merupakan salah satu metode statistika untuk menganalisis variabel respon yang mempunyai skala data ordinal dan terdiri dari tiga kategori atau lebih, sedangkan variabel prediktor yang digunakan dapat berupa data kategori atau kuantitatif. Model yang umum digunakan dalam regresi logistik ordinal adalah *Proportional Odds Model* (POM). POM mempunyai asumsi kuat yang dapat menyebabkan kesalahan interpretasi jika asumsi dilanggar. Sehingga model alternatif yang perlu dipertimbangkan untuk kasus ini adalah *Partial Proportional Odds Model*(PPOM), yakni model yang melemahkan asumsi proporsionalitas hanya untuk beberapa variabel prediktor yang melanggar asumsi*proportionalodds*. Tujuan penelitian ini adalah mengkaji estimasi parameter PPOM dan mengaplikasikan PPOM pada kasus usia kawin pertama wanita. Estimasi parameter PPOM menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Karena hasil metode MLE memberikan solusi *not close-form*, maka diperlukan iterasi *Newton-Raphson* untuk mengatasi masalah ini. Berdasarkan hasil pengujian diperoleh variabel prediktor yang mempengaruhi usia kawin pertama wanita yaitu pendidikan, daerah tempat tinggal dan status pekerjaan.

***Kata Kunci** : regresi logistik ordinal; POM; PPOM.*

1. PENDAHULUAN

Model regresi merupakan komponen penting dalam beberapa analisis data yang menggambarkan hubungan antara variabel respon dengan satu atau beberapa variabel prediktor. Pada umumnya analisis regresi digunakan untuk menganalisis data dengan variabel respon berupa data kuantitatif. Akan tetapi sering juga ditemui kasus dengan variabel responnya bersifat kualitatif atau kategori. Untuk mengatasi masalah tersebut digunakan model regresi logistik. Regresi logistik digunakan jika variabel respon bersifat kualitatif atau kategori dan variabel prediktor yang digunakan dapat berupa data kategori atau kuantitatif[6].

Modelregresi logistikdibedakan menurutjenis kategori variabelresponsebagai berikut: model regresilogistik biner, model regresilogistikmultinomial, dan modelregresi logistikordinal. Modelregresi logistikbiner digunakanuntuk memodelkanvariabel responbiner, regresi logistikmultinomialadalah perluasan darimodel regresi logistikbiner dimanavariabel responmemiliki lebih daridua kategoritidak berurutan, sedangkan regresi logistik ordinal digunakan untuk memodelkan variabel respon ordinal dan terdiri dari tiga kategori atau lebih[7].

Model yang umum digunakan dalam regresi logistik ordinal adalah POM (*Proportional Odds Model*). POM mempunyai asumsi kuat yang dapat menyebabkan kesalahan interpretasi jika asumsi dilanggar dan menyebabkan perumusan model yang tidak sesuai [4]. Asumsi umum dari model tersebut adalah bahwa *log-odds* tidak bergantung pada kategori variabel respon.Sehingga model alternatif yang perlu dipertimbangkan untuk kasus ini adalah PPOM (*Partial Proportional Odds Model*), yakni model yang melemahkan asumsi proportionalitas hanya untuk beberapa variabel prediktoryang melanggar asumsi *proportional odds*dalam model [5].

PPOM merupakan perluasan dari model *proportional odds* yang membolehkan beberapa prediktor dimodelkan dengan asumsi *proportional adds*, dan untuk variabel lain dimana asumsi ini tidak dipenuhi, parameter tertentu dimasukkan dalam model yang berbeda untuk berbagai kategori yang dibandingkan [8]. Pada penelitian ini akan dilakukan kajian estimasi parameter PPOM dan mengaplikasikan PPOM pada kasus Usia Kawin Pertama (UKP) wanita di Sumatera Utara.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Proportional Odds Model

Proportional Odds Model adalah model yang membandingkan peluang kumulatif yaitu peluang kurang dari atau sama dengan kategori ke-*j* pada *p* variabel prediktor yang dinyatakan dalam vektor **x**, $\left(P\left[Y \le j|\mathbf{x}\right]\right)$, dengan peluang lebih besar dari kategori respon ke-*j*, $\left(P\left[Y > j|\mathbf{x}\right]\right)$. Jika variabel prediktor $\mathbf{x} = \left(x_1 x_2 ... x_p\right)^T$, maka peluang kumulatif logit didefinisikan sebagai berikut [1]:

$$\text{Logit } P\left(Y \le j|\mathbf{x}\right) = \ln\left[\frac{P\left(Y \le j|\mathbf{x}\right)}{P\left(Y > j|\mathbf{x}\right)}\right]$$

Model yang secara simultan menggunakan semua kumulatif logit yaitu:

$$\text{Logit } \left[P\left(Y \le j|\mathbf{x}\right)\right] = \beta_{0j} + \boldsymbol{\beta}^T\mathbf{x} \quad , j = 1, 2, \ldots, J\text{-}1$$

2.2 Asumsi Proportional Odds

Asumsi *proportional odds* menunjukkan bahwa $\boldsymbol{\beta}_1 = \boldsymbol{\beta}_2 = ... = \boldsymbol{\beta}_{J-1}$, dimana 1, 2,…, *J-1* adalah *J* kategori respon. Uji Brant diterapkan untuk menguji asumsi tersebut sebagai berikut [3].

Hipotesis :

$H_0 : \mathbf{R}\boldsymbol{\beta}^* = 0$

$H_1 : \mathbf{R}\boldsymbol{\beta}^* \ne 0$

dimana :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & \Lambda & 0 \\ 1 & 0 & -1 & \Lambda & 0 \\ M & M & M & O & M \\ 1 & 0 & 0 & \Lambda & -1 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta}^* = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ M \\ \beta_{J-1} \end{bmatrix}$$

ISBN : 978.602.361.002.0

Statistik Uji Wald :

$$\chi^2_{[J\times(K-1)]} = \left(\mathbf{R}\hat{\boldsymbol{\beta}}^*\right)^T \left[\mathbf{R}\times\mathbf{Asy.Var}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*\right)\times\mathbf{R}^T\right]^{-1}\left(\mathbf{R}\hat{\boldsymbol{\beta}}^*\right)$$

dimana matriks asimtotik covarian memuat :

$$\mathbf{Asy.Var}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*\right)(k,l) = Est.Asy.Cov\left[\hat{\boldsymbol{\beta}}_k, \hat{\boldsymbol{\beta}}_1\right]$$

$$= \left[\sum_{i=1}^{n}\hat{\Lambda}_{ik}\left(1-\hat{\Lambda}_{ik}\right)\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i^T\right]^{-1}\times\left[\sum_{i=1}^{n}\hat{\Lambda}_{il}\left(1-\hat{\Lambda}_{ik}\right)\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i^T\right]\times\left[\sum_{i=1}^{n}\hat{\Lambda}_{il}\left(1-\hat{\Lambda}_{il}\right)\mathbf{X}_i\mathbf{X}_i^T\right]^{-1}$$

dan $\hat{\Lambda}_{ik} = \Lambda\left(\hat{\mu}_k + \mathbf{X}_i^T\hat{\boldsymbol{\beta}}_k\right)$. Dibawah hipotesis nol statistik Wald mendekati distribusi *Chi-square* dengan derajat bebas *J(K-1)*.

2.3 Partial Proportional Odds Model

Motivasi utama untuk pengembangan *Partial Proportional Odds Model* (PPOM) adalah untuk melemahkan asumsi yang kuat dari rasio *log-odds* identik untuk hubungan Ydengan x_i, dalam POM. PPOM membolehkan beberapa prediktor dimodelkan dengan asumsi *proportional adds*, dan untuk variabel lain dimana asumsi ini tidak terpenuhi, parameter tertentu dimasukkan dalam model yang berbeda untuk berbagai kategori yang dibandingkan. PPOM dapat diklasifikasikan menjadi *Unconstained Partial Proportional Odds Model*dan *Constained Partial Proportional Odds* Model [8]. Dalam penelitian ini yang dibahas adalah *Unconstained Partial Proportional Odds Model*.

*Unconstained Partial Proportional Odds Model*digunakan ketika Asumsi *proporsional odds* tidak valid. Model ini memiliki bentuk:

$$\lambda_j(\mathbf{x}) = \ln\left[\frac{\Pr(Y=1|\mathbf{x})+\ldots+\Pr(Y=j|\mathbf{x})}{\Pr(Y=j+1|\mathbf{x})+\ldots+\Pr(Y=k|\mathbf{x})}\right] = \ln\left[\frac{\sum_{i}^{j}\Pr(Y=j|\mathbf{x})}{\sum_{j+1}^{k}\Pr(Y=j|\mathbf{x})}\right]$$

$$\lambda_j(\mathbf{x}) = \alpha_j + \left\{(\beta_1+\gamma_{j1})x_1 + \ldots + (\beta_q+\gamma_{jq})x_q + (\beta_{q+1}X_{q+1}) + \ldots + (\beta_p + X_p)\right\}, j = 1,\ldots,k-1$$

Dalam model tersebut antara *p* variabel prediktor $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_p)$, hanyabeberapa di antaranya memiliki*proporsional odds*. Tanpamengurangikeumuman, asumsikan bahwauntuk*q*prediktorpertama, asumsi *proporsionalodds* tidak terpenuhi.

Untuk variabel dimana sifat *proportional odds* tidak dipenuhi, misalkan $x_1, \alpha_j + \beta x_1$ ditambah dengan koefisien γ_{j1}, yang merupakan pengaruh asosiasi dengan setiap logit kumulatif. Dengan demikian, koefisien dari prediktor adalah $\alpha_j + \beta x_1 + \gamma_{j1}$ [8].

PPOM memperbolehkan *non-proportional odds* untuk *q* subset dari *p* prediktor (*q*<*p*). Selain itu, asumsi *proportional odds* dapat di uji untuk subset *q*. Dengan Y variabel respon ordinal dengan *k* kategori, dan **x** vektor berdimensi *p* dari prediktor, model untuk probabilitas kumulatif adalah [2]:

$$\Pr(Y \le y_j|\mathbf{x}) = \frac{\exp\left(-\alpha_j - \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}^T\boldsymbol{\gamma}_j\right)}{1+\exp\left(-\alpha_j - \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}^T\boldsymbol{\gamma}_j\right)}, \; j=1,2,\ldots,k \qquad (1)$$

Dimana **x** adalah vektor berukuran $(p\times 1)$ yang memuat nilai observasi pada *p* variabel prediktor, $\boldsymbol{\beta}$ merupakan vektor koefisien regresi yang berukuran $(p\times 1)$ yang terkait dengan p variabel dalam $\mathbf{x}_i$, **t** adalah vektor berukuran $(q\times 1)$, *q* <*p*, yang memuat nilai observasi pada subset dari *p* variabel prediktor yang salah satu asumsi *proportional odds* tidak diasumsikan atau akan di uji; $\boldsymbol{\gamma}_j$ adalah vektor berukuran $(q\times 1)$ yang merupakan vektor koefisien regresi yang berhubungan dengan *q* variabel dalam *t*, sehingga $t^T\gamma_j$ adalah peningkatan/penambahan yang hanya berhubungan dengan logit kumulatif ke-*j*, $1\leq j\leq k$ dan $\gamma_1=0$ [2].

2.4 Estimasi Parameter Partial Proportional Odds Model

Estimasi parameter PPOM menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dengan tahapan sebagai berikut:

a. Membentuk fungsi *likelihood* dan *ln-likelohood*
b. Menentukan turunan parsial pertamaterhadap parameter yang akan di estimasi, kemudian disama dengankan nol
c. Menggunakan iterasi *Newton Raphson*, dengan tahapan sebagai berikut
   - Menentukan nilai dugaan awal
   - Membuat pendekatan Taylor dari fungsi *ln-likelihood* disekitar nilai dugaan awal,
     $$l(\boldsymbol{\theta})=l\left(\boldsymbol{\theta}^{(0)}\right)+\mathbf{q}^{(0)^T}\left(\boldsymbol{\theta}-\boldsymbol{\theta}^{(0)}\right)+\frac{1}{2}\left(\boldsymbol{\theta}-\boldsymbol{\theta}^{(0)}\right)^T\mathbf{H}^{(0)}\left(\boldsymbol{\theta}-\boldsymbol{\theta}^{(0)}\right) \quad (3)$$
     dimana **H** adalah matriks nonsingular dan merupakan turunan parsial kedua dari fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter yang akan diestimasi, dan *q* merupakan vektor turunan parsial pertama dari fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter yang akan diestimasi.
   - Persamaan (3) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\theta}$,sehingga diperoleh $\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}^{(0)}-\left[\mathbf{H}^{(0)}\right]^{-1}\mathbf{q}^{(0)}$
   - Nilai $\boldsymbol{\theta}$ berikutnya dapat diperoleh dengan persamaan $\boldsymbol{\theta}^{(t+1)}=\boldsymbol{\theta}^{(t)}\left[\mathbf{H}^{(l)}\right]^{-1}\mathbf{q}^{(t)}$, dan iterasi akan berhenti jika terpenuhi kondisi konvergen yakni $\left\|\boldsymbol{\theta}^{(t+1)}-\boldsymbol{\theta}^{(t)}\right\|\leq\varepsilon$.

2.5 Pengujian Parameter Model Regresi Logistik

Pengujian parameter dalam model regresi logistik terdiri dari uji parsial dan uji serentak.

a. Uji Serentak

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter β terhadap variabel respon secara keseluruhan. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji*G* atau *likelihood ratio test*, di mana statisk uji *G* mengikuti distribusi *Chi-Square*[7].

Hipotesis yang digunakan :

$H_0:\boldsymbol{\beta}=\mathbf{0}$

$H_1:\boldsymbol{\beta}\neq\mathbf{0}$

Statistik Uji:

$$G=-2\ln\left(\frac{L_0}{L_1}\right)$$

dimana, L_0 adalah *likelihood* tanpa variabel prediktor tertentu dan L_0 adalah *likelihood* dengan variabel prediktor.

Daerah penolakan :

H_0 ditolak jika $G>\chi^2_{(\alpha,v)}$ dengan derajat bebas (*v*). Dimana *v* menunjukkan banyaknya variabel prediktor dalam model.

ISBN : 978.602.361.002.0

b. Uji Parsial

Pengujian ini dilakukan untukmengetahui pengaruh setiap β_j secara individual. Hasil pengujian secara individual akan menunjukkan apakah suatu variabel prediktor layak untuk masuk dalam model atau tidak. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

$H_0 : \beta_i = 0$

$H_1 : \beta_i \neq 0$, dengan i = 1, 2, 3,…, p

Statistik Uji yang digunakan adalah Statistik Uji *Wald*

$$W^2 = \left(\frac{\hat{\beta}_j}{SE\left(\hat{\beta}_i\right)} \right)^2$$

dimana $SE\left(\hat{\beta}_i\right)$ adalah standar error dari $\hat{\beta}_i$.

Daerah penolakan:

H_0 ditolak jika $W^2 > \chi^2_{(\alpha,v)}$.

2.6 Interpretasi Parameter

Interpretasi parameter menggunakan nilai *odd rasio*. Nilai *odd rasio* yaitu nilai yang menunjukkan perbandingan tingkat kecenderungan dari dua kategori dalam satu variabel prediktor dengan salah satu kategorinya dijadikan pembanding atau kategori dasar, yang dimaksud dengan *odd rasio* dari dua kategori X adalah [1].

$$\Psi(x_1, x_2) = \frac{\left[\dfrac{P(Y \leq j | x_2)}{P(Y > j | x_2)} \right]}{\left[\dfrac{P(Y \leq j | x_1)}{P(Y > j | x_1)} \right]} = \exp\left(\beta_1 (x_2 - x_1)\right)$$

2.7 Studi Kasus

Pada penelitian ini PPOM diaplikasikan pada kasus usia kawin pertama wanita di Sumatera Utara tahun 2013. Variabel yang digunakan ditunjukkan dalam tabel berikut.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Simbol	Variabel	Kategori
Y	Usia Kawin Pertama Wanita	Yang dikategorikan menjadi: 1 = UKP kurang dari 19 tahun 2 = UKP antara 20-21 tahun 3 = UKP di atas 22 tahun
X_1	Pendidikan	1 = Tidak/belum pernah sekolah dan SD 2 = SMP 3 = SMA dan Perguruan Tinggi (PT)

X_2	Daerah Tempat Tinggal	1 = Daerah Perkotaan 2 = Daerah Pedesaan
X_3	Status Pekerjaan	1 = Bekerja 2 = Tidak Bekerja

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Estimasi Parameter PPOM

Estimasi parameter PPOM diperoleh dengan menggunakan metodeMLE, dengan metode ini estimasi parameter dilakukan dengan cara memaksimumkan fungsi *ln-likelihood*.

Fungsi *likelihood*untuk persamaan (1) sebagai berikut.

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^{m}\prod_{j=0}^{k}\left(\Pr\left(Y = j\middle|\mathbf{x}\right)\right)^{y_{ij}} = \prod_{i=1}^{m}\prod_{j=0}^{k}\left(\pi_j\left(\mathbf{x}_i\right)\right)^{y_{ij}}$$

$$= \prod_{i=1}^{m}\left\{\left[\pi_0\left(\mathbf{x}_i\right)\right]^{y_{01}}\left[\pi_1\left(\mathbf{x}_i\right)\right]^{y_{1i}}\left[\pi_2\left(\mathbf{x}_i\right)\right]^{y_{21}}\ldots\left[\pi_k\left(\mathbf{x}_i\right)\right]^{y_{km}}\right\}$$

dan fungsi *ln-likelihood* dengan 3 kategori variabel respon ditunjukkan dalam persamaan (2) berikut.

$$l(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^{m}\Big\{y_{0i}\left(-\alpha_1 - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right) - y_{0i}\ln\left(1 + e^{-\alpha_1 - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}}\right) + y_{1i}\ln\left(e^{-\alpha_2 - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}_i^T\boldsymbol{\gamma}_2} - e^{-\alpha_1 - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}_i^T\boldsymbol{\gamma}_1}\right)$$
$$- y_{1i}\ln\left(1 + e^{-\alpha_1 - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}_i^T\boldsymbol{\gamma}_1}\right) - \left(y_{1i} + y_{2i}\right)\ln\left(1 + e^{-\alpha_2 - \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}_i^T\boldsymbol{\gamma}_2}\right)\Big\} \quad (2)$$

dimana

$$\Pr\left(Y = 0\middle|\mathbf{x}\right) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\left(-\alpha - \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta}\right)}, \text{ jika Y = 0}$$

$$\Pr\left(Y = j\middle|\mathbf{x}\right) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\alpha_j - \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}^T\gamma_j\right)} - \frac{1}{1 + \exp\left(-\alpha_{j+1} - \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}^T\gamma_{j+1}\right)}, \text{ jika } 0<Y< k$$

$$\Pr\left(Y = j\middle|\mathbf{x}\right) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\alpha_k - \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta} - \mathbf{t}^T\gamma_k\right)}, \text{ jika Y = k}$$

Sebagaimana diketahui bahwa estimasi parameter dengan menggunakan metode MLE adalah dengan memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* dengan melakukan turunan parsial pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter yang akan diestimasi, kemudian disama dengankan nol. Akan tetapi turunan parsial pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter yang akan di estimasi tersebut merupakan fungsi non linier, sehingga digunakan iterasi *Newton Raphson* untuk memperoleh estimator tersebut.

Hasil estimasi parameter ditunjukkan dalam tabel 2.

ISBN : 978.602.361.002.0

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter

Variabel	$\hat{\beta}_i$	*P-value*
$X_{1(1)}$	-1.56	0.000
$X_{1(2)}$	-1.148	0.000
$X_{2(1)}$	0.139	0.002
$X_{3(1)}$	0.131	0.010
$\text{Gamma}_{1(1)}$	0.179	0.001
$\text{Gamma}_{1(2)}$	0.132	0.021
$\text{Gamma}_{3(1)}$	0.108	0.018
Alpha (1)	1.486	0.000
Alpha (2)	0.204	0.000

Uji Asumsi Proportional Odds

Uji asumsi *proportional odds* menggunakan uji brant. Hasil uji brant ditunjukkan dalam tabel 3.

Tabel 3. Uji Asumsi *Proportional Odds*

Variabel	Chi-square	*P-value*	DF
All	20.06	0.000	4
$X_{1(1)}$	8.25	0.004	1
$X_{1(2)}$	4.67	0.031	1
$X_{2(1)}$	1.09	0.296	1
$X_{3(1)}$	5.83	0.016	1

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahuibahwa asumsi *proportional odds* dilanggar/tidak dipenuhi, dan variabel yang melanggar asumsi *proportional odds* adalah $X_{1(1)}$, $X_{1(2)}$, dan $X_{3(1)}$.

Uji Serentak

Uji serentak dilakukan dengan menggunakan uji *likelihood ratio*. Hasil uji serentak ditunjukkan dalam tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengujian secaraserentak

G	DF	*P-value*
1043.49	7	0.000

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh bahwa nilai statistik uji G sebesar 1043.49 yang lebih besar dari nilai tabel $\chi^2_{(df,\alpha)} = 14.067$ dan *P-value* yang lebih kecil dari $\alpha = 0.05$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa minimal ada satu variabel prediktor yang berpengaruh terhadap UKP wanita.

Uji Parsial

Hasil pengujian secara parsial ditunjukkan dalam tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Secara Parsial

Variabel	*P-value*	Keputusan
$X_{1(1)}$	0.000^{*}	Tolak H_0
$X_{1(2)}$	0.000^{*}	Tolak H_0
$X_{2(1)}$	0.002^{*}	Tolak H_0
$X_{3(1)}$	0.010^{*}	Tolak H_0
$Gamma_{1(1)}$	0.001^{*}	Tolak H_0
$Gamma_{1(2)}$	0.021^{*}	Tolak H_0
$Gamma_{3(1)}$	0.018^{*}	Tolak H_0
Alpha (1)	0.000	Tolak H_0
Alpha (2)	0.000	Tolak H_0

*) Signifikan dengan taraf signifikansi 5%

Berdasarkan Tabel 5 dapat disimpulkan bahwa semua variabel signifikan berpengaruh terhadap UKP wanita.

Berdasarkan hasil di atas diperolah model regresi logistik sebagai berikut:

$$\lambda_1(\mathbf{x}) = 1.486 - 1.381x_{1(1)} - 1.016x_{1(2)} + 0.239x_{3(1)} + 0.139x_{2(1)}$$

$$\lambda_2(\mathbf{x}) = 0.204 - 1.381x_{1(1)} - 1.016x_{1(2)} + 0.239x_{3(1)} + 0.139x_{2(1)}$$

Interpretasi Parameter

Interpretasi parameter dari model yang terbentuk menggunakan nilai *odds ratio*. Nilai *odds ratio* berdasarkan model yang terbentuk ditunjukkan dalam tabel 6.

Tabel 6. Nilai *Odds Ratio*

Variabel	*Odds Ratio* (OR)
Pendidikan $X_{1(1)}$: tidak/belum pernah sekolah dan SD	0.25
Pendidikan $X_{1(2)}$: SMP	0.36
Daerah tempat tinggal $X_{2(1)}$: kota	1.15
Status pekerjaan $X_{3(1)}$: bekerja	1.27

Berdasarkan tabel 6 dapat disimpulkan bahwa:

- Peluang wanita dengan UKP ≤ 19 tahun dan 20-21 tahun dibandingkan wanita dengan UKP ≥ 22, untuk yang tidak/belum pernah sekolah dan berpendidikan SD sebesar 0.25 kali dari pada yang berpendidikan PT.
- Peluang wanita dengan UKP ≤ 19 tahun dan 20-21 tahun dibandingkan wanita dengan UKP ≥ 22, untuk yang berpendidikan SMP sebesar 0.36 kali dari pada yang berpendidikan PT.
- Peluang wanita dengan UKP ≤ 19 tahun dan 20-21 tahun dibandingkan wanita dengan UKP ≥ 22, untuk yang tinggal di perkotaan sebesar 1.15 kali dari pada yang tinggal di pedesaan.
- Peluang wanita dengan UKP ≤ 19 tahun dan 20-21 tahun dibandingkan wanita dengan UKP ≥ 22, untuk yang bekerja sebesar 1.27 kali dari pada yang tidak bekerja.

4. SIMPULAN

Estimasi parameter PPOM menggunakan metode MLE menghasilkan solusi *not close-form* sehingga proses estimasi dilanjutkan menggunakan iterasi *Newton Raphson*. PPOM diaplikasikan pada kasus UKP wanita di Sumatera, dimana terdapat beberapa variabel prediktor yang melanggar asumsi *proportional odds* yakni variabel tidak/belum pernah sekolah dan berpendidikan SD, pendidikan SMP, dan status pekerjaan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Agresti, A. 2007.*An Introduction to Categorical Data Analysis*. New York: John Wiley and Sons.

[2] Ananth, C. V. & Kleinbaum, D.G. 1997. "Regression Models for Ordinal Responses : A Review of Methods and Applications".*International Journal of Epidemiology*. 26(6), pp.1323–1333.

[3] Brant, R. 1990. "Assessing Proportionality in the Proportional Odds Model for Ordinal Logistic Regression".*Biometrics*. 46(4), pp.1171–1178.

[4] Das, S. & Rahman, R.M. 2011. “Application of ordinal logistic regression analysis in determining risk factors of child malnutrition in Bangladesh”.*Nutrition Journal*. 10(1), pp.124.

[5] Dolgun, A. & Saracbaci, O. 2014. “Assessing Proportionality Assumption in the Adjacent Category Logistic Regression Model”. *Statistics and Its Interface*. 7, pp.275-295.

[6] Hair, J.F., Black, W.C. & Babin, B.J. 2006. *Multivariate Data Analysis (6th ed)*. New York : Pearson Prentice Hall Education International.

[7] Hosmer, D. W. & Lemeshow, S. 2000.*AppliedLogistic Regression 2nd edition*. New York: John Willey and Sons.

[8] Siqueira, A. L., Cardoso, C. S., Caiaffa, W. T., Abreu, S., & Natali, M. 2008. "Ordinal Logistic Regression Models : Application in Quality of Life Studies".*Cad. Saude Publica, Rio de Janeiro*.24(4), 5581–5591.