

HERLINA JUSUF



**Herlina Jusuf** lahir di Gorontalo pada 1 Oktober 1963, bekerja sebagai dosen tetap di Almamaternya Universitas Negeri Gorontalo (UNG) sejak tahun 1988 sampai dengan sekarang dengan home base dosen di Jurusan Kesehatan Masyarakat Fakultas Olahraga dan Kesehatan Universitas Negeri Gorontalo untuk mata kuliah Biostatistika. Lulus S1 dari di FKIP UNSRAT pada 1987 Jurusan Matematika. Pada tahun 2002 menyelesaikan studi S2 di Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Airlangga Surabaya dengan peminatan Biostatistika dan pada tahun 2013 menyelesaikan S3 pada Universitas yang sama di Ilmu Kesehatan dengan kajian disertasi bidang Biostatistika. Sejak tahun 2002 sampai sekarang mengasuh mata kuliah Biostatistika untuk program S1 di Jurusan Kesehatan, Farmasi dan Keperawatan baik di dalam dan di luar Almamater di daerahnya

MODEL REGRESI ORDINAL MAJEMUK  
DALAM MENAKSIR PARAMETER  
REGRESI PADA KASUS

**IMUNISASI  
ANAK BADUTA**

ISBN: 978-602-61253-6-1



**ZAHIR**  
publishing

MODEL REGRESI ORDINAL MAJEMUK  
DALAM MENAKSIR PARAMETER REGRESI  
PADA KASUS IMUNISASI ANAK BADUTA

Herlina Jusuf



# MODEL REGRESI ORDINAL MAJEMUK DALAM MENAKSIR PARAMETER REGRESI PADA KASUS IMUNISASI ANAK BADUTA

© 2017, Herlina Jusuf  
vi + 62 hlm; 14,5 x 21 cm  
ISBN: 978-602-61253-6-1

**Design Sampul**  
Zahir Publishing

**Tata Letak**  
Arypena

Diterbitkan oleh:



Kadisoka RT.05 RW.02, Purwomartani,  
Kalasan, Sleman, Yogyakarta 55571  
0857 2589 4940 E: [zahirpublishing@gmail.com](mailto:zahirpublishing@gmail.com)

**Hak cipta dilindungi oleh undang-undang. Dilarang mengutip atau memperbanyak sebagian atau seluruh isi buku ini tanpa izin tertulis dari penerbit.**

## KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kami panjatkan kehadirat Allah Swt. yang telah memberikan semua rahmat dan karunia-Nya sehingga kami dapat menyusun buku ini.

Hubungan antara satu atau beberapa variabel prediktor (explanatory variable) yang berskala ordinal dengan variabel respon (response variable) yang juga berskala ordinal pada regresi ordinal majemuk (Ordinal Multiple Regression, OMR), dapat dilakukan dengan menggunakan pendekatan threshold atau dengan proportional odds.

Buku ini bertujuan untuk menerapkan model regresi ordinal majemuk dalam menduga parameter regresi dalam memprediksi respon ordinal, mempelajari teknik pengujian, baik pengujian secara parsial maupun pengujian secara simultan, serta ingin mengetahui variabel mana saja yang sangat mempengaruhi respon.

Data yang digunakan berupa data tentang praktek imunisasi yang dilihat dari kelengkapan imunisasi sebagai variabel tak bebas ( $y$ ) sedangkan variabel bebas yang diperkirakan berpengaruh terhadap kelengkapan imunisasi adalah umur responden ( $X_1$ ), pendidikan ( $X_2$ ), jumlah anak yang dimiliki ( $X_3$ ), tingkat pengetahuan ( $X_4$ ), sikap responden ( $X_5$ ), dan informasi penyuluhan yang diikuti ( $X_6$ ).

Hasil analisis seara parsial ada empat variabel yang signifikan sedangkan dua variabel yaitu variabel umur dan sikap responden tidak signifikan. Ada pengujian secara simultan hasil analisisnya memberikan nilai taksiran bahwa keenam variabel bebas secara bersama-sama berpengaruh terhadap variabel bebas dalam hal ini kelengkapan imunisasi anak.

Pada akhir pengujian parameter untuk melihat variabel mana saja yang paling berpengaruh terhadap variabel respon dalam hal ini kelengkapan imunisasi, maka hanya ada dua variabel yang sangat berpengaruh yaitu variabel pengetahuan responden tentang imunisasi dan informasi yang diikuti responden sedangkan 4 variabel lainnya tidak signifikan.

Interpretasi dengan odds ratio, dimana responden yang memiliki pengetahuan yang cukup tentang imunisasi mempunyai tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 0,9588 (-ln 0,38) kali begitu juga dengan responden yang memiliki pengetahuan yang baik akan mempunyai peningkatan sebesar 2,5825 (-ln 0,08) kali daripada yang mempunyai pengetahuan yang kurang tentang imunisasi.

Untuk variabel informasi penyuluhan yang diikuti dimana responden yang mengikuti informasi penyuluhan sebanyak tiga kali akan mempunyai tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 1,2160 (-ln 0,30) kali, yang mengikuti transformasi penyuluhan sebanyak empat kali akan mempunyai tingkatan status imunisasi sebesar 2,1160 (-ln 0,12) kali, yang mengikuti informasi penyuluhan sebanyak lima kali akan mempunyai tingkatan status imunisasi sebesar 3,5527 (-ln 0,03) kali daripada yang hanya mengikut informasi penyuluhan sebanyak dua kali.

Pada kesempatan ini kami mengucapkan rasa terima kasih sedalam-dalamnya kepada semua pihak yang telah membantu hingga selesainya buku ini. Semoga amal baik yang telah diberikan mendapat balasan yang berlipat ganda. Amin.

Penulis

# DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	iii
DAFTAR ISI .....	v
<b>BAB I</b>	
PENDAHULUAN .....	1
<b>BAB II</b>	
MODEL REGRESI LINIER GANDA .....	5
<b>BAB III</b>	
BENTUK UMUM MODEL RESPON ORDINAL. MODEL KUMULATIF DENGAN PENDEKATAN THRESHOLD .....	6
Model Kumulatif Logistik ( <i>Proportional Odds Model</i> ) ...	7
Estimasi Parameter .....	8
Pengujian Parameter .....	9
Uji Kesesuaian Model .....	10
<b>BAB IV</b>	
METODE REGRESI ORDINAL MAJEMUK.....	12
<b>BAB V</b>	
PERBEDAAN ANTARA OMR DAN LSMR .....	17
Interpretasi Dari Pada Bobot-Bobot.....	17
Ukuran Relatif pada Korelasi dan Bobot .....	19
Interval Kepercayaan Dari Bobor Regresi Ordinal Majemuk.....	20

Estimasi varian pada tky .....	22
Covarian diantara Dua tky.....	24

**BAB VI**

**SIFAT SAMPLING INTERVAL KEPERCAYAAN**

<b>DARI OMR.....</b>	<b>27</b>
Pencilan Data.....	28
Non-Linier .....	28
Asumsi Parameter dan Transformasi yang Monotonik..	29

**BAB VII**

<b>TEORI TRIAL LATENT.....</b>	<b>31</b>
--------------------------------	-----------

**BAB VIII**

<b>ANALISIS HASIL PENELITIAN .....</b>	<b>32</b>
Variabel Umur.....	34
Variabel Jumlah Anak Hidup.....	34
Variabel Pengetahuan Responden.....	36
Variabel Pendidikan Responden .....	38
Variabel Sikap Responden.....	40
Variabel Informasi Penyuluhan .....	41

**BAB IX**

<b>PEMBAHASAN.....</b>	<b>51</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>58</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>	<b>62</b>

# BAB I

## PENDAHULUAN

Statistika merupakan alat bantu dalam proses pengambilan kesimpulan atas suatu fenomena tertentu dalam bidang penelitian. Karenanya dalam memilih alat uji diperlukan ketetapan agar kesimpulan yang diperoleh sesuai atau mendekati kenyataan yang ada (Kuntoro ; 2002). Keampuhan uji dalam analisis statistika merupakan salah satu bagian penting dari suatu pengujian statistik. Pengujian statistik akan berlaku apabila model dancara pengukuran yang dilakukan memenuhi syarat-syarat yang dibutuhkan. Kadang-kadang perludi pertimbangan apakah syarat yang diperlukan tersebut dipenuhi atau tidak. Jika tidak dipenuhi maka syarat-syarat model statistik dari suatu pengujianhanya merupakan asumsi saja.

Analisis statistika dua macam, yaitu statistik parametrik yang menggunakan skala interval/ratio untuk data yang berdistribusi normal dan statistik non parametrik yang menggunakan skala nominal/ordinal. Statistik non parametrik dalam penerapan tidak memerlukan asumsi tertentu, baik yang menyangkut skala data maupun distribusi. Penerapan uji statistik non parametrikbisa juga diperoleh dengan mentransformasi skala interval dan ratio menjadi skala normal dan ordinal.

Analisis model parametrik seperti analisis regresidan analisis variansi diperlukan asumsi tertentu dalam pengambilan kesimpulan. Dalam penerapan uji signifikan yang robust untuk analisis variansi biasanya mengharuskan galat dariperlakuan saling bebas dan mengambil distribusi normal, varians yang sama serta metode harus aditif (Draper dan Harry : 1992). Sedangkan pada analisis regresi memerlukan syarat

yang diinginkan oleh Gauss-markov dimana galat harus berdistribusi normal, bebas dan identik dengan nilai tengah nol dan variansi homogen. Permasalahan mendasar yang harus dijawab apabila anggapan yang mendasari analisis model tersebut tidak dipenuhi, maka apa yang harus dilakukan oleh peneliti.

Para ahli statistika telah berusaha untuk mencari alternative pemecahan baik dengan pendekatan non parametrik pada analisis padanan maupun pendekatan model transformasi data pada analisis parametrik. Akan tetapi secara keseluruhan kuat uji (*power of the test*) dari masing-masing analisis belum memberikan hasil yang lebih baik.

Pada analisis regresi dalam kasus parametrik, parapeneliti biasanya menggunakan metode kuadrat terkecil untuk mencocokkan garis regresi dengan data sampel yang teramati dan melandaskan kesimpulan yang menyangkut parameter populasi pada asumsi yang agak kaku. Apabila asumsi ini terpenuhi maka prosedur kesimpulan parametrik yang paling tepat digunakan, namun jika asumsi tersebut dilanggar, maka penerapan prosedurparametrik bahkan mungkin akan menyesatkan. Untuk itu perlu diganti dengan model yang cocok dengan menggunakan *procedure non parametrik*, antara lain dengan menggunakan model Regresi Ordinal Majemuk (Ordinal Multiple Regression, OMR).

Daniel (1989) menyebutkan bahwa prosedur nonparametrik boleh diterapkan pada situasi bila data yang diukur dengan skala yang lebih lemah dibanding dengan apa yang disyaratkan oleh prosedur parametrik yang semestinyadigunakansebagaimanabilahanya data hitungatau data peringkat (ordinal) yang tersedia untuk dianalisis. Demikian juga karena populasi yang dikaji tidak selalu memenuhi asumsi yang mendasari ujistatistik parametrik, maka sering dibutuhkan prosedur inferensial dengan kesalahan yang tidak bergantung pada asumsi yang kaku. Dalam hal ini procedure statistik non parametrikmemenuhi kebutuhan ini karena tetap sah meski hanya berlandaskan asumsi yang sangat umum, demikian halnya dengan Regresi Ordinal Majemuk (Long : 1998)

yang secara relative tidak dipengaruhi oleh pelanggaran pada asumsi parametrik.

Regresi Ordinal Majemuk(OMR), (Cliff, 1996) yang dikembangkan pada interval kepercayaan (ConfidanceInterval,CI), peramalan bobot di regresi (weight regression). OMR mempunyai beberapa kelebihan dibandingkan dengan *Least Square Multiple Regression* (LSMR). Dimana sifat interval kepercayaan dari Regresi Ordinal Majemuk (OMR) memiliki kekuatan yang lebih tinggi pada hampir semua kondisi, dimana prediktor saling berkorelasi dari yang biasa sampai pada yang lebih tinggi berturut-turut  $r = 0.3, 0.5$  (Long,1998).

Sifat interval kepercayaan dari OMR memberikan korelasi prediktor yang selalu tidak pernah nol dan dapat digunakan dalam suatu penelitian (Cohen,1994).

Disamping itu dalam beberapa kasus, misalnya dalam penelitian kesehatan seringkali didapatkan data pencilan(outlier) yang dapat mengganggu asumsi (Kuntoro, 2002). Jika asumsi tidak terpenuhi/dilanggar berarti penduga parameter merupakan penduga yang bias, dan dengan demikian interpretasi hasil penduga tersebut dapat menyesatkan dalam arti tidak menyelesaikan permasalahan yang diteliti sesuai dengan apa yang diharapkan, bahkan dapat memunculkan permasalahan baru.

Outlier ini mungkin disebabkan karena galat pengukuran dan pencatatan yang keliru ataupun memang data yang sebenarnya dari hasil pengamatan yang nilainya agak ekstrim dari pola data (Aggarwal :2016), sehingga mengagangu asumsi dasar yang harus dipenuhi. Sifat interval kepercayaan dari OMR justru dapat memiliki kekuatan yang lebih tinggi ketika outlier ditemukan dalam data, dimana metode ini lebih resistan untuk nilai yang eksternal dan karena *Confidance Interval*, CI OMR berdasarkan pada skor dominan yang memiliki relasi yang rank order (Long, 1998).

Kelebihan lain dari OMR dibandingkan dengan LSMR dimana sifat interval kepercayaan regresi ordinal majemuk memiliki kekuatan yang lebih kuat apabila prediktor non linier tetapi mempunyai hubungan

yang monotonik juga bisa memiliki kekuatan yang kuat walaupun dengan kondisi distribusi tidak normal dan kondisi varian yang tidak sama. Kekuatan pada interval kepercayaan regresi ordinal majemuk terutama terjadidalam penggunaannya hanya pada informasi ordinal. Karena OMR hanya digunakan pada informasi ordinal maka secara relative tidak dipengaruhi oleh pelanggaran pada asumsi parametrik.

## BAB II

# MODEL REGRESI LINIER GANDA

Proses pemodelan sebab akibat yang melibatkan lebih dari satu variabel bebas (prediktor) cukup rumit, terutama dalam menafsirkan makna dari model yang diperoleh. Bila dalam model tersebut melibatkan variabel bebas (prediktor) sebanyak  $k$  variabel, maka bentuk umum model persamaan regresinya adalah:

$$\hat{Y}_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

(2.1)

Dimana :

- $\hat{Y}_i$  = nilai pengamatan untuk respon ke  $i$
- $\beta_0$  = intersep atau bilangan konstan
- $\beta_j$  = parameter regresi ( $j = 1, 2, 3, \dots, k$ )
- $\varepsilon_i$  = *Error* (galat) ke  $i$

Asumsi yang paling mendasar dari model persamaan diatas (2.1) adalah  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$  tidak mempunyai distribusi, artinya nilai-nilai  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$  dapat ditentukan oleh peneliti, sedangkan  $\varepsilon_i$  berdistribusi normal dengan nilai rata-rata (*mean*) 0 dan varian (*variance*)  $\sigma^2$ , atau dapat ditulis dalam bentuk NID ( $0, \sigma^2$ ).

Persamaan regresi linier ganda di atas dapat diidentifikasi bahwa  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  merupakan koefisien regresi yang dapat diestimasi. Sedangkan  $X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}, \dots, X_{ki}$  merupakan variabel bebas (prediktor) serta  $y$  merupakan variabel tidak bebas.

# BAB III

## BENTUK UMUM MODEL RESPON ORDINAL. MODEL KUMULATIF DENGAN PENDEKATAN *THRESHOLD*

Pendekatan *threshold* merupakan salah satu metode statistik untuk menganalisis data respon ordinal yang memiliki beberapa kategori. Sifat ordinal dituangkan dalam peluang kumulatif. Sebagaimana dalam model linier lainnya dua variabel bebas atau lebih dapat disertakan dalam analisis variabel bebas tersebut yaitu dapat berupa variabel kontinu atau berupa variabel kategori.

Respon ordinal  $Y$  dengan kategori  $k$  dapat dipandang sebagai  $k$  titik pada variabel acak kontinu tak teramati ( $U$ ), hubungan kedua variabel adalah :

$$Y \approx r \leftrightarrow \theta_{r-1} \leq U \leq \theta_r, r = 1, 2, 3$$

Dimana :  $-\infty = \theta_0 < \theta_1 \dots < \theta_k = \infty$

$Y$  adalah suatu kategori pada determinan dari suatu matriks  $U$  oleh *threshold*  $\theta_1 \dots \theta_k$ .  $\theta_r$  merupakan titik ambang atau titik potong dengan  $\theta_0 = -\infty$  dan  $\theta_k = +\infty$ .

Dengan mengasumsikan bahwa variabel  $U$  ditentukan oleh variabel penjelas dengan bentuk linier sebagai berikut :

$$U = \mathbf{x}'\boldsymbol{\gamma} + \varepsilon \tag{2.2}$$

Dimana  $\boldsymbol{\gamma} = (\gamma_1, \dots, \gamma_p)$  adalah vector koefisien, dan  $\varepsilon$  adalah variabel random dengan fungsi distribusi kumulatif  $F$ . Dari asumsi tersebut didapatkan pengamatan variabel  $Y$  yang ditentukan oleh model:

$$\begin{aligned}
P &= (Y \leq r | x) = F(\theta_r + x' \gamma) \\
&= P(Y = 1 | x) + P(Y = 2 | x) + \dots + P(Y = r | x) \\
&\text{(Fahmer dan Tutz, 2001 )}
\end{aligned}$$

Model ini disebut model kumulatif dengan fungsi distribusi F atau disebut juga model *threshold*.

### Model Kumulatif Logistik (*Proportional Odds Model*)

Model *Proportional Odds* adalah petunjuk perubahan spesifik pada fungsi distribusi untuk model kumulatif spesifik.

Secara umum fungsi distribusi logistik yang umum adalah

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} = \tag{2.3}$$

$$\begin{aligned}
\text{Maka prob } (Y \leq r | x) &= (\theta_r + X' \gamma) \\
&= \frac{e^{(\theta_r + x' \gamma)}}{1 + e^{(\theta_r + x' \gamma)}}, r = 1, 2, \dots, k-1 \\
&\tag{2.4}
\end{aligned}$$

Sehingga:

$$\begin{aligned}
P(Y > r | x) &= 1 - P(Y \leq r | x) \\
&= 1 - \left( \frac{e^{(\theta_r + x' \gamma)}}{1 + e^{(\theta_r + x' \gamma)}} \right) \\
&= \frac{1}{1 + e^{(\theta_r + x' \gamma)}} \\
\frac{P(Y \leq r | x)}{P(Y > r | x)} &= \frac{e^{(\theta_r + x' \gamma)}}{1 + e^{(\theta_r + x' \gamma)}} \cdot 1 + e^{(\theta_r + x' \gamma)} \\
&= e^{(\theta_r + x' \gamma)} \\
&\tag{2.5}
\end{aligned}$$

Untuk menghasilkan model yang linear, maka harus dilinearakan sehingga modelnya menjadi sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\text{Log } \frac{P(Y \leq r | x)}{P(Y > r | x)} &= \text{Log } (e^{(\theta_r + x' \gamma)}) \\
&= e^{(\theta_r + x' \gamma)} \\
&\tag{2.6}
\end{aligned}$$

Persamaan (2.6) dikenal dengan model *propotional Odds (PO)*, karena nisbah kejadian  $Y \leq r$  pada  $x = \underline{x}_1$  dan  $x = \underline{x}_2$  adalah :

$$\begin{aligned} \frac{P(Y \leq r | x_1)/P(Y > r | x_1)}{P(Y \leq r | x_2)/P(Y > r | x_2)} &= \frac{e^{\theta_r + x_1' \gamma}}{e^{\theta_r + x_2' \gamma}} \\ &= e^{(\theta_r + x_1' \gamma) - (\theta_r + x_2' \gamma)} \\ &= e^{(x_1 + x_2)' \gamma} \end{aligned} \quad (2.7)$$

( Fahrmeir dan Tutz, 2001)

Persamaan ini yang dinamakan *odds ratio*. Sehingga :

$$\text{Log (odds ratio)} = (x_1 + x_2)' \gamma \quad (2.8)$$

### Estimasi Parameter

Estimasi parameter yang digunakan untuk menaksir nilai dari  $\beta$ , yang mempunyai variable respon ordinal adalah metode *maximum Likelihood Estimation (MLE)*, inti Log-Likelihood untuk observasi  $y_i$  adalah :

$$L_i(\mu_i) = \frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{\phi} \omega_1, \theta_i = \theta(\mu_i) \quad (2.9)$$

Log-Likelihood untuk sampel :

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n l_i(\mu_i) \quad (2.10)$$

$$\mu_i = h(z_i \beta), \text{ skor fungsi } s(\beta) = \frac{\partial l}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n s_i(\beta)$$

$$S_i(\beta) = Z_i D_i(\beta) \Sigma_i^{-1}(\beta) [y_i - \mu_i(\beta)] \quad (2.11)$$

Dimana  $\mu_i(\beta) = h(Z_i)$ ,  $D_i(\beta) = \frac{\delta h(\eta_i)}{\delta \eta}$  ((Fahrmeir dan Tutz, 2001)

Adalah turunan pertama pada fungsi respon  $h(\eta)$  dievaluasi di  $\eta_i = Z_i \beta$ . Parameter  $\phi$  boleh diinterpretasi sebagai suatu sjala parameter di Likelihood atau untuk mengestimasi fungsi varian. Sedangkan Kovarian diperoleh melalui informasi matriks *Expected Fisher*.

$$F(\beta) = \text{cov } S(\beta) = \sum_i F_i(\beta) \text{ dengan } F_i(\beta) = Z_i Z_i' \varpi_i(\beta)$$

Informasi matriks adalah  $F_{\text{obs}}(\beta) = \frac{-\delta^2 l(\beta)}{\delta\beta\delta\beta'}$

Skor fungsi dan informasi matriks *Expected Fisher* yang lebih sederhana

$$S(\beta) = \frac{1}{\phi} \sum_i \omega_i Z_i [y_i - \mu_i(\beta)], F(\beta) = \frac{1}{\phi} \sum_i \omega_i v_i(\mu_i(\beta)) Z_i Z_i'$$

(2.12)

Nilai harapan dan nilai informasi Fisher adalah identik dengan:

$$F(\beta) = F_{\text{obs}}(\beta) \text{ (Fahmeir, 1994 : 39)}$$

### Pengujian Parameter

Parameter yang telah diperoleh terlebih dahulu dilakukan pengujian untuk mengetahui taksiran parameter yang kita dapatkan signifikan atau tidak dengan melakukan pengujian sebagai berikut:

#### 1. Pengujian Individu

Uji ini dilakukan untuk memeriksa keberartian koefisien secara individu, yaitu dengan membandingkan dugaan dengan penduga ragamnya, dalam pengujian parameter secara individu digunakan uji Wald dengan hipotesis:

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0 \quad , i = 1, 2, \dots, k$$

$$\text{Dengan statistik uji } W = \frac{\widehat{\beta}_i}{\text{Se}(\widehat{\beta}_i)}$$

(2.13)

Dimana  $\widehat{\beta}_i$  merupakan penduga  $\beta_i$  dan  $\text{Se}(\widehat{\beta}_i)$  adalah penduga standard error dari  $\beta_i$ . Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara nilai statistik uji Wald dan nilai tabel normal baku  $[N(0,1)]$  pada taraf signifikan  $\alpha/2$ . Tolak  $H_0$  jika nilai  $W > Z_{\alpha/2}$ , berarti terbukti bahwa variabel bebas berpengaruh terhadap variabel respon.

Selain itu dapat pula dilakukan melalui uji Wald yang lain yaitu:

$$W^2 = \frac{\widehat{\beta}_i^2}{\text{se}(\widehat{\beta}_i)^2}$$

(2.14)

Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara nilai statistik uji Wald dan nilai tabel  $\chi^2$ , Tolak  $H_0$  jika nilai  $W^2$  lebih besar dari  $\chi^2_{\alpha}$

## 2. Pengujian Serentak

Pengujian ini dilakukan dengan menguji keberartian dari parameter secara keseluruhan atau serentak. Hipotesis dari pengujiannya adalah :

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$H_1$  : paling sedikit ada satu  $\beta_j$  yang tidak sama dengan nol  $j = 1, 2, \dots, k$

Statistik uji yang digunakan ditunjukkan oleh Wilks (Agresti, 1990)

$$G^2 = 2 \sum_{i=1}^n n_i \log \frac{n_i}{m_i} \quad m_i = \frac{n_i n_j}{n}$$

$$(2.15)$$

Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara nilai statistik uji G dengan nilai  $\chi^2$  dengan derajat bebas  $v$  pada taraf signifikansi  $\alpha$ . Tolak  $H_0$  jika nilai statistik uji  $G > \chi^2_{(v, \alpha)}$ . Hal ini berarti terdapat satu atau lebih variabel bebas berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.

## Uji Kesesuaian Model

Untuk menguji kesesuaian model serta menilai apakah satu atau lebih variabel bebas yang belum masuk kedalam model memiliki peran yang penting dalam model. Beberapa statistik uji yang digunakan adalah:

### a. Statistik Pearson

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^g \chi_p^2 (y_i, \hat{\pi}_i)$$

$$(2.16)$$

$$\text{Dimana } \chi_p^2 (y_i, \hat{\pi}_i) = n_i \sum_{j=1}^k \frac{(y_{ij} - \hat{\pi}_{ij})^2}{\hat{\pi}_{ij}} \quad (\text{Fahrmeir, 1994:99})$$

### b. Deviance atau likelihood Ratio

$$D = -2 \sum_{i=1}^g \{l_i(\hat{\pi}_i) - l_i(y_i)\}$$

$$(2.17)$$

Untuk data yang multinomial bentuknya adalah :

$$D = 2 \sum_{i=1}^g \chi_D^2 (y_{ij} - \hat{\pi}_{ij}) \text{ dimana } \chi_D^2 (y_{ij} - \hat{\pi}_{ij}) = n_i \sum_{j=1}^k \log \frac{y_{ij}}{\hat{\pi}_{ij}}$$

(2.18)

(Fahrmeir dan Tutz, 2001)

Adapun rumus hipotesisnya sebagai berikut

$$H_0 : \beta_r = 0$$

$$H_1 : \beta_r \neq 0$$

$H_0$  : Model tanpa variabel bebas tertentu adalah model terbaik (model ringkas)

$H_1$  : Model dengan variabel bebas tertentu adalah model terbaik (model ringkas)

## BAB IV

# METODE REGRESI ORDINAL MAJEMUK

Regresi Ordinal Majemuk (*Ordinal Multiple Regression, OMR*) diperkenalkan oleh Cliff (1994,1996) yang dikembangkan pada suatu interval kepercayaan (CI) untuk bobot regresi populasi (*population regression weights*). Yang kemudian dibahas lagi oleh Long (1998). Metode dari *Ordinal Multiple Regression, OMR* disajikan selalu dengan pembahasan pada perbedaan antara OMR dan *least Square Multiple Regression, LSMR*. Adapun metode ini dapat dianalogikan ke LSMR dalam *weighted regression* untuk mendapatkan informasi kombinasi yang optimal pada peramalan. Regresi Ordinal Majemuk (OMR) dapat digunakan sebagai metode deskripsi untuk menentukan kemampuan dari peramalan-peramalan tersebut untuk meramalkan urutan dari suatu kriteria. Juga disini diperlihatkan bagaimana suatu interval kepercayaan (CI) untuk suatu populasi pada peramalan bibit dapat diperoleh. Interval kepercayaan dapat digunakan untuk membuat kesimpulan tentang ukuran dari bobot OMR di dalam populasi.

Terdapat sejumlah alasan mengapa (OMR) menjadi menarik untuk dapat digunakan bagi kepentingan para peneliti (Long 1998.; Cliff, 1994) adalah sebagaimana berikut ini:

1. OMR adalah dasar dari operasi yang sesuai untuk data ordinal
2. Sangat cocok untuk menjawab pertanyaan peramalan ordinal.
3. Secara relatif tidak dipengaruhi oleh pelanggaran pada asumsi parametrik.
4. Dapat memuat non linier tetapi hubungannya monoton.
5. Dengan transformasi monoton hasil-hasilnya tidak jauh berbeda.

Regresi Ordinal Majemuk (*Ordinal Multiple Regression, OMR*) berdasarkan tau Kendall's  $t_{jk}$ , merupakan suatu indeks dari sejumlah ketidaksepakatan anantara aturan-aturan pada dua himpunan. Definisi ini memberikan penjelasan secara saksama dan terbaik melalui penggunaan skor-skor dominan. (Cliff, 1996; Kendall, 1970). Suatu skor dominan adalah merupakan petunjuk pada suatu urutan susunan aturan pada sepasang skor yang mentah/kasar, atas suatu variabel.

Suatu skor dominan merupakan kesepakatan untuk observasi  $i, h$ , atas variabel  $y$ , sebagai berikut:

$$d_{ihy} = \text{sign}(y_i - y_h) \quad (2.19)$$

dimana:

$$d_{ihy} = +1 \text{ jika } y_i > y_h \text{ ( dua nilai } \textit{ascending rank order} \text{)}$$

$$d_{ihy} = -1 \text{ jika } y_i < y_h \text{ ( dua nilai } \textit{descending rank order} \text{)}$$

$$d_{ihy} = 0 \text{ jika } y_i = y_h \text{ ( dua nilai sama dan seimbang)}$$

misalkan  $n$  menyajikan kembali sejumlah subyek yang ada, yakni  $n(n-1)$  yang mungkin berpasangan dengan  $y_i$  dan  $y_h$ . Skor dominan untuk  $i < h$  dapat dihitung dengan cara mengalikan skor dominan untuk  $i < h$  dengan  $(-1)$ . Oleh karena itu, hanya  $n(n-1)/2$  pada  $n(n-1)$  skor-skor dominan untuk masing-masing variabel adalah unik. Skor yang disajikan disini hanya untuk tingkatan data ordinal, karena indeks mereka saling berhubungan  $<, >, =$  (Stevens, 1959).

Sebagai ilustrasi mengenai perhitungan dari skor dominan tersebut, pertimbangkan dua hipotesis variabel, kriteria pada suatu variabel  $y$ , dan sebuah prediktor  $x_1$  (keduanya dipilih berdasarkan suatu kriteria),

$$Y : 4, 6, 8, 9, 13$$

$$X_1 : 10.5, 11, 15, 11, 30$$

Skor yang dominan untuk dua variabel tersebut diperoleh melalui persamaan (2.19). Dimulai dengan  $i = 1$  dan  $h = 2$ ,  $d_{12y} = -1$  karena  $4 < 6$ ,  $d_{121} = -1$  karena  $10.5 < 11$ , dilanjutkan hingga  $h = 3$  maka didapat  $d_{13y} = -1$ , (karena  $4 < 8$ ) dan  $d_{131} = -1$  (karena  $10.5 < 15$ ), dan seterusnya. Untuk mengecel bahwa nilai-nilai yang dominan untuk dua variabel disaat  $i < h$  adalah:

$d_{ihy} = -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1.$

$d_{ihl} = -1, -1, -1, -1, -1, 0, +1, -1, -1, -1.$

Untuk menentukan nilai-nilai yang dominan untuk  $i > h$  maka lebih mudah mengalihkan nilai ini dengan (-1). Hal ini sesuai untuk skor dominan dalam matriks dengan barisan-barisan yang disajikan dengan ineks  $i$  dan kolom-kolomnya disajikan kembali dengan indeks  $h$ .

Tabel 2.1 memperlihatkan bahwa  $d_{ihy}$  dan  $d_{ihl}$  untuk variabel-variabel matriks. Segitiga atas pada matriks ini memperlihatkan bahwa matriks ini terjadi kembali disaat  $i < h$  dan segitiga bawah disaat  $i > h$ . Diagonal-diagonalnya terjadi disaat  $i = h$ .

Tabel 2.1 Skor dominan dan matriks  $t_{ih1y}$  untuk dua hiptesis variabel,  $y$  dan  $x_1$ .

	$d_{ihy}$	$d_{ihl}$	$t_{ih1y}$													
I	H					H					H					$\sum t_{ih1y}$
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	
1	0	-1	-1	-1	-1	0	-1	-1	-1	-1	0	+1	+1	+1	+1	4
2	+1	0	-1	-1	-1	+1	0	-1	0	-1	+1	0	+1	0	+1	3
3	+1	+1	0	-1	-1	+1	+1	0	+1	-1	+1	+1	0	-1		2
4	+1	+1	+1	0	-1	+1	0	-1	0	-1	+1	+1	0	-1	0	1
5	+1	+1	+1	+1	0	+1	+1	+1	+1	0	0					4

$t_{jk}$  adalah sesuai kesepakatan pada skor-skor dominan antara variabel  $j$  dan  $k$ . Indeks dari pada kesepakatan nilai-nilai dominan adalah  $t_{ihjk}$ , ditentukan sebagai suatu hasil dari keterhubungan skor-skor dominan terhadap variabel-variabel  $j$  dan  $k$ ,

$$t_{ihjk} = d_{ihj}d_{ihk} \quad (2.20)$$

dimana:

$t_{ihjk} = +1$  disaat skor dominan memiliki tanda yang sama (urutan posisinya dari setiap pasangan adalah sama kedua variabel)

$t_{ihjk} = -1$  disaat skor dominan memiliki tanda yang berbeda (urutan posisinya dari setiap pasangan adalah berbeda)

$t_{ihjk} = 0$  disaat terdapat suatu keterhubungan antar variabel.

Matriks ketiga didalam tabel 2.1  $t_{ih1y}$  terdiri atas perhitungan  $t_{ih1y}$  dengan persamaan (2.20). Kolom terakhir pada tabel 2.1, terdiri atas  $\sum_h t_{ih1y}$  yang mana jumlah dari elemen dari setiap baris/deret pada  $t_{ihxy}$ .  $\sum_h t_{ih1y}$  digunakan untuk menghitung  $t_{1y}$  dan taksiran varians.

$t_{jk}$  ditentukan sebagai jumlah dari  $t_{ihjk}$  yang dibagi dengan total jumlah,  $n(n-1)$  atau:

$$t_{jk} = \frac{\sum_i \sum_h t_{ih1y}}{n(n-1)} \quad (2.21)$$

perhitungan  $t_{1y}$  dengan data kita,  $\sum_i \sum_h t_{ih1y} = 4 + 3 + 2 + 1 + 4 = 14$

$$t_{jk} = \frac{\sum_i \sum_h t_{ih1y}}{n(n-1)} = \frac{14}{20} = 0.7$$

Persamaan (2.21) menunjukkan bahwa  $t_{jk}$  proporsi dari kesepakatan pasangan urutan susunan/posisi atas variabel  $j$  dan variabel  $k$ . Bentuk tau ini adalah dikenal dengan “tau-a”. (Kendall and Gibsons, 1991).

Masalah OMR dengan kasus pada kriteria satu variabel yaitu  $y$ , dan  $p$  variabel prediktor, yakni  $x_1, \dots, x_p$ . Misalkan ditentukan  $T_x$  sebagai  $p$  dengan vektor 1 pada korelasi di antara prediktor-prediktor dan  $y$  (tau validitas).

Bobot Regresi Ordinal Majemuk/OMR diperoleh dengan menggunakan keterhubungan dari tau dimana hubungan pearson sama atau cocok dengan persamaan LSMR.

$$W = T_x^{-1} t_y \quad (2.22)$$

Vektor  $W$  terdiri dari bobot yang digunakan untuk menggabungkan skor dominan pada prediktor untuk memprediksi kriteria skor dominan. Misalkan ditentukan  $d_{ihy}$  sebagai kriteria skor dominan dan  $d_{ihj}$  sebagai

skor dominan pada prediktor  $x_j$ . Kemudian  $\hat{d}_{ihy}$  adalah kriteria prediksi skor dominan dengan menggunakan  $\hat{d}_{ihy} = \sum_j d_{ihj} w_j$ . Hal ini ditunjukkan melalui persamaan (2.22) yang menghasilkan bobot-bobot *optimaze* yang ordinalnya *lose function*.

$$Q = \sum_i \sum_h d_{ihy} [\text{sign}(\hat{d}_{ihy})] \quad (2.23)$$

dengan Q adalah indeks yang disepakati di antara kriteria skor dominan dan tanda pada prediksi skor dominan.

## BAB V

# PERBEDAAN ANTARA OMR DAN LSMR

### Interpretasi Dari Pada Bobot-Bobot

Suatu informasi yang penting dalam regresi majemuk adalah interpretasi dari pada bobot-bobot, dimana bobot yang dimiliki lebih jelas di saat prediktor-prediktor tidak berkorelasi. Disaat prediktor berkorelasi dengan 0 dan tidak terdapat keterikatan,  $T_x = T_x^{-1} = I$ , dan persamaan (2.22) menunjukkan bahwa bobot-bobot dari pada OMR sama dengan validitas tau.

Disaat korelasi prediktor besar pada 0 (>), maka bobot regresi ordinal majemuk akan lebih dari dua interpretasi. Dimana hal ini berlaku juga bagi bobot LSMR (Cliff,1994), bagaimanapun bobot LSMR lebih dapat dipahami dari pada bobot Regresi Ordinal Majemuk. Karena bobot LSMR selalu terdefinisi secara jelas/eksplisit secara aljabar dalam kriteria suatu korelasi.

Fungsi LSMR  $Y_i = \sum_j b_j X_{ji} + b_o + e_i$ , menunjukkan bahwa bobot dari *Least Square Multiple Regression*/LSMR dapat selalu diinterpretasikan sebagai *applied constants* sehingga prediktornya benar-benar *construct* (atau *deconstruct*) pada kriteria nilai-nilai mentahnya.

Regresi ordinal majemuk berfungsi lebih dari dua spesifikasi di antara hubungan bobot dan kriterianya dimana kenyataannya kriteria ekspresi formula aljabar di dalam syarat-syarat pada peramalan bobot adalah tidak mungkin, alasannya karena ordinal *loss function*. Q menggunakan tanda ( $\hat{d}_{ihy}$ ) dari bobot-bobot prediktor skor dominan. Karena tanda ( $\hat{d}_{ihy}$ ) hanya menggunakan nilai-nilai -1,0,+1, dan kriteria skor dominan tidak dapat tersusun menjadi suatu jumlah bobot pada prediktor skor dominan. Hal ini akan mungkin jika ( $\hat{d}_{ihy}$ ) digunakan

dalam *loss function* tetapi hal ini secara logika dapat melanggar analisis ordinal. Oleh sebab itu kita harus percaya pada suatu deskripsi verbal pada relasi fungsi diantara bobot-bobot dan kriteria-kriteria.

Bobot regresi ordinal majemuk adalah konstan disaat digunakan untuk meramal skor-skor yang paling dominan menurut aturan dikriteria tersebut, sedangkan Q bernilai optimal. Secara matematis bobot regresi ordinal majemuk menunjukkan bahwa ordinal adalah sesuatu yang seimbang dengan koefisien LSMR yang umumnya digunakan untuk menguji hubungan-hubungan yang bersifat parsial.

Kasus Regesi Ordinal Majemuk meliputi dua prediktor yang tidak berhubungan,  $X_1$  dan  $X_2$ . Maka untuk mengatasi (2.22) untuk bobot pertama diberikan :

$$W_1 = \frac{t_{1y} - t_{2y}t_{12}}{1 - t_{12}^2} \quad (2.24)$$

Dimana  $t_{ky}$  adalah korelasi tau antara  $x_k$  dan kriteria  $y$  ( validitas tau pada  $x_k$  dan  $y$ ) dan  $t_{12}$  adalah korelasi tau diantara  $x_1$  dan  $x_2$ . Ini terbentuk dengan menggunakan persamaan (2.24) yakni “bobot OMR partial” dimana identik dengan bentuk-bentuk pada bobot LSMR partial. Hal ini akan lebih terbentuk untuk mendapatkan *square root*/akar kuadrat pada denominator yang disebut “semi partial tau”, atau mengalihkan denominatornya dengan  $(1 - t_{2y}^2)$  dan memperoleh akar kuadrat yang disebut “partial tau”.

Pada analisis *least square* pada hubungan partial meliputi analisa residual (Cohen & Cohen,1983). Analisa residual ini berdasarkan petunjuk-petunjuk pada skor dominan untuk menginterpretasi masalah-masalah yang ada. Dimana pada saat skor dominan digunakan pada metode *least square*, maka residualnya dapat diperoleh dari nilai-nilai real dimana ini merupakan pelanggaran, namun pelanggaran ini sangat alami terjadi pada skor dominan sebagai akibat dari hubungan  $<$ ,  $>$ ,  $=$ . Tidak seperti skor interval/ratio dimana residual skor dominan tidak memiliki residual pada skor interval/ratio yang mentah (kasar). Sebagai contoh nilai korelasi partial tau dapat dibedakan dengan nilai korelasi partial pearson pada situasi dimana mereka seharusnya sama

(Cliff,1996) yang sama dan yang tidak konsisten dapat terjadi di dalam skor pada bobot *Ordinal Multiple Regression/OMR* dan *Least Multiple Regression/LSMR* (Kim, 1975).

Pembahasan diatas menjadi lebih jelas di saat hubungan-hubungan prediktor lebih besar daripada nol ( $>0$ ), dimana bobot regresi ordinal majemuk hanya diartikan sebagai alat yang praktis untuk memperkirakan peraturan pada kriteria tersebut. Ukuran pada suatu bobot regresi ordinal majemuk memaparkan *relative importance* pada suatu prediktor untuk sistim prediktor *overall*. Suatu variabel dengan suatu bobot yang besar memiliki suatu pengaruh yang relatif besar pada peramalan dan sebuah variabel dengan bobot yang kecil mempunyai pengaruh yang kecil pada peramalan. Namun yang pasti bobot regresi ordinal majemuk/OMR pada data ordinal adalah lebih dari dua interpretasi, dimana variabel ordinal membawa lebih banyak informasi dibandingkan interval/ratio.

### **Ukuran Relatif pada Korelasi dan Bobot**

Ukuran relatif dari bobot-bobot OMR dan LSMR adalah suatu hasil ukuran dari Pearson dan korelasi tau. Korelasi Pearson dan korelasi tau agaknya dapat berbeda untuk data yang sama. Hal ini dapat ditunjukkan dibawah normal bivariate. (Kendall & Gibson, 1991)

$$\text{tau} = \frac{2}{\pi} \sin^{-1} \rho$$

(2.25)

Hubungan yang non lenear ini berarti bahwa di atas nilai rata-rata  $0 < |\rho| < 1$  tau bisa menjadi sebanyak dua pertiga dari ukuran rho. Ketika interkorelasi prediktor adalah nol, maka bobot standar *Least Square MultipleRegression, LSMR* $b_j^*$ , sama dengan validitas Pearson dan bobot Regresi Ordinal Majemuk/OMR sama dengan validitas tau. Asumsi normal multivariate pada persamaan (2.25) mengindikasikan bahwa  $|b_j^*| > |w_j|$  selama validitas pearson tidak sama dengan nol ( $\neq$ ) atau unit. Hubungan ini juga termasuk  $w_j$  dan bobot LSMR yang tidak standard  $b_j$ , selama varian prediktor lebih besar dari unit, maka kovarian adalah lebih besar dari pada nilai absolute/nyata dari pada korelasi

pearson. Ini menunjukkan bahwa  $|b_j| > |b_j^*|$  dan dengan transitif  $|b_j| > |w_j|$ , apabila korelasi antara prediktor dikeluarkan. Situasi ini akan menjadi lebih susah tetapi hubungan yang sama akan terjadi.

Apabila beberapa atau semua hubungan bivariante adalah tidak normal maka hubungan tersebut diatas tidak dapat terjadi, jika hubungan tidak normal, korelasi tau bisa mempunyai nilai-nilai absolute yang besar dari pada korelasi Pearson (Long & Cliff, 1997) dan bobot LSMR bisa menjadi lebih kecil dari pada nilai absolute dari pada bobot Regresi Ordinal Majemuk. Kecuali kalau distribusinya adalah tidak normal  $|b_j|$  sehingga sering lebih besar dari pada  $|w_j|$ , karena bagaimanapun juga ketidaksamaan akan muncul untuk mengurangi frekuensi dari  $|b_j|$  dan  $|w_j|$ .

Dalam hubungannya dengan LSMR tentang prediksi, dimana prediksi tidak seharusnya ditingkatkan dengan menambah variabel-variabel dalam Regresi Ordinal Majemuk/OMR. Karena skor dominan hanya memiliki tiga nilai (-1, 0, +1), dan ada banyak angka *finite* (terbatas) yang polanya mungkin pada relasi-relasi dominan pada prediktor. Dimana hasinya yakni Q tidak dibutuhkan secara optimal dengan penambahan dari prediktor. Buktinya dua prediktor dalam memprediksi tidak lebih baik daripada yang lainnya pada optimize Q. Dalam kasus  $p = 2$  bobot-bobot OMR akan selalu dapat diindikasikan *relative importance* pada prediktor tetapi Q tidak akan lebih iptomal dari pada kasus  $p = 1$ , dengan lebih dari dua prediktor maka penambahan akan meningkatkan prediksi (Cliff, 1994)

### **Interval Kepercayaan Dari Bobor Regresi Ordinal Majemuk**

Menurut Cliff (1994) regresi ordinal majemuk sangat jelas deskripsinya dimana metode deskripsinya sudah digunakan pada bidang psikologi (contohnya analisis faktor). Namun bagaimanapun para peneliti ingin penjelasan lebih lanjut dan membuat *inferensis* tentang parameter-parameter populasi. Dalam regresi majemuk untuk menghitung ukuran pada suatu bobot populasi regresi dan nilai signifikan yang berbeda dengan nilai nol memang menarik (Cohen&

Cohen, 1983) dimana pada OMR maka perbedaan ini dapat diperoleh melalui suatu interval kepercayaan untuk bobot-bobot OMR.

Adapun perhitungannya dimulai dari bentuk standard dari interval kepercayaan untuk suatu bobot populasi tunggal  $\pi_j$ . Maka interval kepercayaan dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$w_j \pm z_{\alpha/2} \hat{\sigma}_{w_j} \quad (2.26)$$

Dimana:

$w_j$  adalah bobot sampel pada persamaan (2.22)

$z_{\alpha/2}$  adalah nilai kritis pendekatan pada distribusi normal  
( $z_{\alpha/2} = 1.96$  untuk CI 95%)

$\hat{\sigma}_{w_j}$  adalah estimasi standard deviasi dari  $w_j$  selama  $w_j$  dan  $z_{\alpha/2}$  ada, maka pembentukan/penyusunan interval kepercayaan menjadi kasus perhitungan pada  $\hat{\sigma}_{w_j}$ . Dalam susunan perhitungan  $\hat{\sigma}_{w_j}$ , dengan asumsi pada suatu *fixed effects* model regresi yang mana nilai prediktor dibatasi atau ditentukan oleh peneliti.

*Fixed Effect* model regresi, diambil dengan sejumlah alasan:

1. Belum ada yang mengetahui metode untuk mendapatkan interval kepercayaan dari OMR dibawah model *random effect*.
2. Walaupun data efek random paling banyak dalam masalah psikologi metode-metode *fixed effect* sering digunakan untuk analisis karena metode ini hanya menuntut asumsi yang sedikit.
3. Model *fixed effect* ini kelihatannya sangat cocok dengan Regresi Ordinal Majemuk / OMR karena nilai-nilai prediktor adalah “*fixed*” untuk -1,0,+1, melalui transformasi skor dominan. Model *effect random* biasanya digunakan hanya pada saat prediktor diperlukan pada sebuah perluasan nilai-nilai *range* (Cliff, 1996).
4. Beberapa peneliti kelihatannya lenih setuju menggunakan model *fixed effect*.

Model *fixed effect* dalam Regresi Ordinal Majemuk, elemen-elemen pada matriks prediktor korelasi tau  $T_x$ , dan juga elemen-elemen pada  $T_x^{-1}$  adalah konstan. Pada asumsi, salah satu bobot sampel  $w_j$ , dapat dipandang sebagai kombinasi linier.

$$W_j = \sum_{k=1}^p t_{jk}^* t_{ky} \quad (2.27)$$

Dimana :

$t_{jk}^*$  adalah sebuah elemen dari matriks  $T_x^{-1}$  ( $t_{jk}$  adalah korelasi tau di antara  $x_j$  dan  $x_k$ )

$T_{ky}$  adalah korelasi tau diantara  $x_k$  dan kriteria  $y$  (validitas tau pada  $x_k$  dan  $y$ ).

Jika sebuah bobot sampel telah didapatkan sebagai sebuah kombinasi linear maka varians pada bobot dapat diperoleh melalui penghitungan varians pada suatu kombinasi linier (Hays, 1988).

Adapun rumus untuk varians pada sebuah kombinasi linier  $w_j$  adalah:

$$\sigma_{w_j}^2 = \sum_k (t_{jk}^*)^2 \text{var}(t_{ky}) + 2 \sum_{k < m} t_{jk}^* t_{jm}^* \text{cov}(t_{ky}, t_{my}) \quad (2.28)$$

$\text{var}(t_{ky})$  adalah varians pada validitas tau diantara  $x_k$  dan  $y$ , dan kovarians ( $t_{ky}, t_{my}$ ) adalah kovarians di antara dua *respective* validitas tau.

### Estimasi varian pada $t_{ky}$

Estimasi varian pada sebuah validitas tau ( $t_{ky}$ ), digunakan sebuah dugaan tetapi *consistent estimate* pada varian bivariate tau (Cliff & Charliin, 1991). Dengan pertimbangan korelasi tau diantara  $x_1$  dan  $y$ ,  $t_{1y}$ . *Consistent estimate* pada varian  $t_{1y}$  adalah:

$$\text{Est} [\text{var}(t_{1y})] = \frac{4(n-2)s_{i.1y}^2 + 2s_{t_{ih1y}}^2}{n(n-1)} \quad (2.29)$$

$s_{t_{ih1y}}^2$  adalah varian pada  $t_{i.1y}$ , yang didefinisikan sebagai berikut:

$$s_{t_{ih1y}}^2 = \frac{\sum h(t_{i.1y} - t_{1y})^2}{n-1} \quad (2.30)$$

$t_{i.1y}$  adalah jumlah dari elemen-elemen pada kolom  $t_{ih1y}$  yang dibagi dengan matriks  $(n-1)$ , sehingga:

$$t_{i.1y} = \frac{\sum_h t_{ih1y}}{n-1} \quad (2.31)$$

$S^2_{t_{ih1y}}$  adalah varian pada  $t_{ih1y}$  adalah:

$$S^2_{t_{ih1y}} = \frac{\sum_i \sum_h (t_{ih1y}^2 - n(n-1)t_{i.1y}^2)}{n(n-1)-1} \quad (2.32)$$

Pada syarat 1 dimana numerator pada persamaan (2.32) adalah jumlah dari kuadrat  $t_{ij1y}$  yang merupakan hasil dari persamaan (2.20). Dan syarat selanjutnya numerator pada persamaan (2.32) adalah kuadrat pada validitas tau diantara  $x_1$  dan  $y$ . Long dan Cliff (1997) menemukan bahwa interval kepercayaan untuk bivariate tau adalah dasar dari *consistent estimate* pada varian dalam kondisi bilangan secara meluas.

Untuk menghitung estimasi varian pada  $t_{y1}$  pada data yang ada, harus dicari pemecahan persamaan (2.29) yang mana melibatkan hitungan  $S^2_{t_{i.1y}}$  dan  $S^2_{t_{ih1y}}$ . Misalkan  $S^2_{t_{i.1y}}$  adalah varian  $t_{i.1y}$ , maka sesuai dengan persamaan (2.31)  $t_{i.1y}$  dihitung dengan cara membagi  $\sum_h t_{ih1y}$  dengan  $(n-1)$ . Sehingga diperoleh elemen-elemen vektor  $t_{i.1y}$  adalah sebagai berikut:

$$t_{i.1y} = \left[ \frac{4}{4} \frac{3}{4} \frac{2}{4} \frac{1}{4} \frac{4}{4} \right] = [ 1 \quad 0.75 \quad 0.50 \quad 0.25 \quad 1 ]$$

kemudian gunakan  $t_{i.1y}$  dan  $t_{y1} = 0.7$  sehingga persamaan (2.30) menghasilkan :

$$S^2_{t_{i.1y}} = \frac{[(1 - 0.7)^2 + (0.75 - 0.7)^2 + (0.5 - 0.7)^2 + (0.25 - 0.7)^2 + (1 - 0.7)^2]}{4} = 0.1188$$

Untuk memperoleh  $S^2_{t_{ih1y}}$  sebagai indikasinya dengan persamaan (2.23) maka harus dihitung  $\sum_i \sum_h t_{ih1y}^2$ , yang merupakan jumlah kuadrat elemen-elemen pada  $t_{ih1y}$  dan disini akan terbukti bahwa ada 18 elemen yang tidak nol pada  $t_{ih1y}$  dan oleh sebab itu  $\sum_i \sum_h t_{ih1y}^2 = 18$  dan persamaan (2.32) menghasilkan:

$$S^2_{t_{ih1y}} = \frac{18 - 5.4(0.7)^2}{5.4-1} = 0.4136$$

Akhirnya dengan elemen-elemen diatas didapatkan estimasi varian sebagaimana persamaan (2.29):

$$\begin{aligned} \text{Est}[\text{var}(t_{1y})] &= \frac{4(n-2)S_{t_{i.1y}}^2 + 2S_{t_{ih1y}}^2}{n(n-1)} \\ &= \frac{(4)(3)(0.1188) + 2(0.4316)}{(5)(4)} \\ &= 0.1144 \end{aligned}$$

### Covarian diantara Dua $t_{ky}$

Mengestimasi kovarian antara dua validitas tau, logikanya adalah pada perluasan varian. Sebagai pertimbangan adalah korelasi tau di antara  $x_1$  dan  $y$  yaitu  $t_{1y}$  dan korelasi tau diantara  $x_2$  dan  $y$ ,  $t_{2y}$ . Pada kasus ini ada dua himpunan  $t_{ihjk}$ ,  $t_{ih1y}$ , dan  $t_{ih2y}$ .

Menurut Cliff dan Charlin (1991) Estimasi pada kovarian diantara  $t_{1y}$  dan  $t_{2y}$  adalah :

$$\text{Est}[\text{cov}(t_{1y}, t_{2y})] = \frac{4(n-2)s_{t_{i.1y}, t_{i.2y}} + 2s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}}}{n(n-1)} \quad (2.33)$$

$s_{t_{i.1y}, t_{i.2y}}$  adalah kovarian antara  $t_{i.1y}$  dan  $t_{i.2y}$  didefinisikan sebagai berikut :

$$s_{t_{i.1y}, t_{i.2y}} = \frac{\sum_i (t_{i.1y} - t_{1y})(t_{i.2y} - t_{2y})}{n(n-1)} \quad (2.34)$$

$s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}}$  adalah kovarian antara  $t_{ih1y}$  dan  $t_{ih2y}$  didefinisikan sebagai berikut:

$$s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}} = \frac{\sum_{i \neq h} \sum (t_{ih1y} - t_{iy})(t_{ih2y} - t_{2y})}{n(n-1)-1} \quad (2.35)$$

Sebagai ilustrasi penghitungan pada kovarian diantara dua validitas tau diberikan variabel  $x_2$  : 5, 2, 7, 8, 9.

Dan bisa dibuktikan bahwa  $t_{2y}$  adalah:

$16/20 = 0.8$  dan  $t_{i.2y}$  adalah:

$$t_{i.2y} = \left[ \frac{2}{4} \frac{2}{4} \frac{4}{4} \frac{4}{4} \right] = [ 0.50 \quad 0.50 \quad 1 \quad 1 \quad 1 ]$$

Untuk menghitung kovarian antara  $t_{1y}$  dan  $t_{2y}$  dimana akan didapatkan solusi pemecahan untuk persamaan (2.33)

Table 2.2 akan menunjuk kepada matriks  $t_{ih2y}$  dan  $\sum_h t_{ih2y}$

$s_{t_{i1y}, t_{i2y}}$  adalah kovarian diantara  $t_{i,jk}$  pada kedua pasang variabel.

Dengan elemen pada vektor  $t_{ih1y}$  dan  $t_{ih2y}$  dan menggunakan nilai  $t_{1y} = 0.7$  dan  $t_{2y} = 0.8$  sehingga persamaan (2.34) menghasilkan:

$$s_{t_{i1y}, t_{i2y}} = \frac{(1-0.7)(0.5-0.8) + (0.75-0.7)(0.5-0.8) + \dots + (1-0.7)(1-0.8)}{4}$$

$$= -0.0438$$

Tabel 2.2 Matriks  $t_{ih2y}$  untuk variabel-variabel  $y$  dan  $x_2$

	$t_{ih2y}$					
i	H					$\sum t_{ih2y}$
	1	2	3	4	5	
1	0	-1	+1	+1	+1	2
2	-1	0	+1	+1	+1	2
3	+1	+1	0	+1	+1	4
4	+1	+1	+1	0	+1	4
5	+1	+1	+1	+1	+1	5

$s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}}$  adalah kovarian di antara  $t_{ihjk}$  pada variabel kedua. Dengan menggunakan elemen-elemen pada matriks-matriks  $t_{ih1y}$  dan  $t_{ih2y}$  dan digunakan persamaan (2.35) untuk menghitung  $s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}}$  hasilnya adalah:

$$s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}} = \frac{(1-0.7)(0.5-0.8) + \dots + (1-0.7)(1-0.8)}{5(4)-1}$$

$$= -0.0632$$

Akhirnya dengan elemen-elemen di atas maka didapatkan estimasi kovarian di antara  $t_{1y}$  dan  $t_{2y}$  sebagaimana persamaan (2.23):

$$\text{Est} [\text{cov}(t_{1y}, t_{2y})] = \frac{4(n-2)s_{t_{ih1y}, t_{ih2y}}}{n(n-1)}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{4(3)(-0.0438) + 2(-0.0632)}{5(4)} \\ &= -0.0326 \end{aligned}$$

## BAB VI

# SIFAT SAMPLING INTERVAL KEPERCAYAAN DARI OMR

Dalam studi stimulasi yang menggunakan data normal bivariat (Long, 1998) menemukan bahwa interval kepercayaan dari OMR sangat tepat dalam aturan galat type I dan type selanjutnya. Interval kepercayaan adalah dasar dari standar deviasi dari suatu bobot Regresi Ordinal Majemuk/OMR berdasarkan *fixed effects Regression Model*.

Interval kepercayaan dari Regresi Ordinal Majemuk/OMR memiliki kekuatan yang lebih tinggi pada hampir semua kondisi, dimana prediktor saling berkorelasi dari yang biasa sampai pada yang lebih tinggi berturut-turut  $r=0.3, 0.5$  (Long, 1998). Interval kepercayaan dari OMR memiliki korelasi prediktor yang selalu tidak pernah nol, dan dapat digunakan dalam melakukan suatu penelitian. (Cohen, 1994; Meehl, 1997). Juga dalam studi simulasi (Long, 1998) menganalisis data himpunan real dalam interval kepercayaan OMR dan LSMR dimana himpunan data ini melanggar asumsi-asumsi dari *fixed effects* dari LSMR.

Dengan kondisi distribusi dengan kriteria tidak normal, kondisi varians yang tidak nol dan ketika relasi kriteria prediktor tidak nol tetapi monotonik. Maka kondisi ini menunjukkan bahwa interval kepercayaan dari OMR lebih kuat dari interval kepercayaan dari LSMR. Penemuan ini sangat spesial berkenaan dengan interval kepercayaan regresi ordinal majemuk yang memberikan asumsi *fixed effects* contohnya pada kondisi normal terdapat pelanggaran pada beberapa situasi pemakaian (Hill & Dixon, 1982).

Selanjutnya (Long: 1998) menyatakan bahwa regresi ordinal majemuk digunakan ketika korelasi prediktor cukup tinggi, dan atau ketika *fixed effect* LSMR dilanggar dan karena OMR hanya digunakan untuk informasi ordinal, maka interpretasi cenderung lebih kecil/terbatas.

### **Pencilan Data**

Pencilan data (*Outlier*) merupakan suatu keganjilan dan menandakan suatu titik data yang sama sekali tidak tipikal dibandingkan dengan data lainnya. Penolakan begitu saja suatu pencilan bukanlah prosedur yang bijaksana, sebab adakalanya pencilan memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data yang lain.

Interval kepercayaan dari regres ordinal majemuk akan dapat memiliki kekuatan yang lebih tinggi dari pada interval kepercayaan LSMR pada saat diberikan pencilan hal ini disebabkan karena pembentukan metode ini lebih *resistant*/menantang untuk nilai yang eksternal. Juga karena interval kepercayaan dari Regresi Ordinal Majemuk berdasarkan skor dominan yang memiliki relasi indeks *rank order*. Karena hanya dengan mempertimbangkan rank order maka observasi *outlying* tidak akan mempengaruhi interval kepercayaan dari Regresi Ordinal Majemuk.

Suatu pencilan yang sangat besar merupakan nilai yang paling besar dalam perhitungan skor dominan dan pada interval kepercayaan OMR. Tidak menjadi masalah apabila nilai yang paling besar itu lebih dekat kepada nilai yang paling kecil atau lebih jauh dari nilai itu. Berbeda dengan interval *Least Square Multiple Regression/LSMR* dimana suatu *outliersingle* dapat memberi pengaruh yang kuat pada interval kepercayaan LSMR dimana pencilan ini cenderung menginflasi standar *error* sehingga menyebabkan interval kepercayaan LSMR menjadi besar dan kekuatannya menjadi rendah (Birkes & Dodge: 1993)

### **Non-Linier**

Interval kepercayaan dari regresi ordinal majemuk bisa memiliki kekuatan yang lebih tinggi apabila prediktornya non linier tetapi mempunyai hubungan yang monotonik dan dengan kriteria yang ada

dimana hal ini tidak akan mempengaruhi hubungan monotonik tersebut diatas.

Interval kepercayaan dari regresi ordinal majemuk sama baiknya pada hubungan monotonik linier dan non-linier, baik pada *rank order* pada kriteria ataupun pada prediktor yang terus meningkat atau menurun. Jadi dimulai dengan rank order yang konsisten, skor-skor dominan yang tepat, maka interval kepercayaan regresi ordinal majemuk adalah sama baik dan cakupannya pada kedua jenis hubungan monotonik tersebut. Tetapi ini tidak berlaku pada interval kepercayaan *Least Square Multiple Regression*, *LSMR* karena hubungan yang monotonik, inflasi standar *error* cenderung mengurangi kekuatan dari interval kepercayaan *LSMR* (Birkes & Dodge: 1993).

### **Asumsi Parameter dan Transformasi yang Monotonik**

Sebagaimana kasus pada *outliers* dan non-linier, maka interval kepercayaan dari OMR bisa memiliki kekuatan yang kuat dengan kondisi distribusi tidak normal dan kondisi varian yang tidak sama. Kekuatan yang paling utama dari interval Regresi Ordinal Majemuk adalah terjadi dalam penggunaanya hanya pada informasi ordinal.

Untuk memahami hal ini, maka harus dipertimbangkan apa yang dapat terjadi ketika variabel normal ditransformasikan monotonik. Sebagai anggapan, menghitung interval kepercayaan *LSMR* di normal, dengan kondisi varian data yang sama, maka akan ditemukan interval kepercayaan yang mempunyai cakupan yang baik dan kekuatan yang besar. Kemudian digunakan transformasi monotonik seperti suatu kekuatan transformasi sebagai contoh adalah:  $f(x) = x^b$ , dimana  $b > 0$ , ini akan menyebabkan data menjadi tidak normal dengan kondisi yang tidak sama dan akan mengurangi kekuatannya. Jika kejadian transformasi bukanlah merupakan alasan drastis pada pelanggaran asumsi, maka interval kepercayaan *LSMR* agaknya terjadi perbedaan karena perubahan transformasi monotonik dari struktur korelasi Pearson (Cohen, 1978).

Korelasi tau dan interval kepercayaan regresi ordinal majemuk adalah *invariant* dibawah transformasi monotonik. Pada situasi diatas,

korelasi tau dan interval kepercayaan regresi ordinal majemuk akan menjadi sama untuk data normal dan transformasi data tidak normal. Kenyataannya interval kepercayaan regresi ordinal majemuk /OMR adalah tetap konstan pada semua transformasi monotonik, yang berarti pula bahwa interval kepercayaan dari regresi ordinal majemuk dapat digunakan pada distribusi kelas yang lebih luas dari pada LSMR.

Transformasi monotonik khususnya sangat penting dalam pemakaian penelitian karena sering digunakan dalam membangkitkan / mengumpulkan data untuk mengetahui satu atau lebih asumsi parametrik. Dimana dianggap bahwa beberapa proses alamiah yang mempunyai data yang ditransformasi monotonik adalah merupakan hasil non-normal (Tadikamalla, 1980).

Apabila metode parameter seperti LSMR digunakan, maka hasil yang didasarkan pada transformasi tidak dapat dipertimbangkan. Yang pasti masalah ini dapat dihindari dengan menggunakan interval kepercayaan dari regresi ordinal majemuk. Dimana hasilnya dihilangkan dengan inisial data, apakah normal atau non-normal, yang bervariasi untuk semua transformasi monotonik.

## BAB VII

# TEORI TRIAL LATENT

Adapun alasan mengapa transformasi monotonik menarik adalah berdasarkan pada elemen teori *trial latent* (Long, 1998). Teori *trial latent* mengkhhususkan pada yang *latent* dan variabel-variabel *manifest* yang memiliki hubungan fungsional monotonik. Angka-angka *manifest* dapat ditransformasikan secara monotonik untuk mengestimasi skor *latent*.

Teori *trial latent* menjelaskan masalah bagi LSMR. Apabila angka mentah dianalisis, maka LSMR akan menjelaskan tentang suatu hubungan *manifest* antara variabel-variabel. Dimana hubungan antara variabel-variabel masih tidak dikenal dan mungkin sangat berbeda. Juga apabila angka yang ditransformasi monotonik dianalisis, maka hasilnya tidak dapat dibandingkan dengan bentuk analisis pada angka yang tidak ditransformasikan.

Teori *trial latent* pada masalah regresi ordinal majemuk tidak sama, yakni dimulai dari interval kepercayaan regresi ordinal majemuk yang *invariant*, apakah dibawah transformasi monotonik, atau apakah suatu variabel dianalisis pada *latent* atau bentuk *manifest*, maka semuanya itu akan menghasilkan limit yang sama. Konsistensi ini kelihatannya yang paling tinggi, karena hasilnya merupakan studi yang berbeda yang dapat dipertimbangkan dengan tidak memperhatikan apakah *manifest* atau skor *latent* yang digunakan.

## BAB VIII

# ANALISIS HASIL PENELITIAN

Data penelitian yang dipergunakan adalah data sekunder yang diambil dari penelitian tim survey cepat kantor wilayah Departemen Kesehatan Propinsi Kalimantan Selatan di Dikes Kabupaten Hulu Sungai Tengah dan Kabupaten Tapin. Data ini menunjukkan karakteristik responden yang mempengaruhi praktek imunisasi, dimana anak balita yang dipilih adalah anak balita yang berumur antara 12 bulan hingga 24 bulan.

Data penelitian yang dipergunakan memiliki skala pengukuran ordinal baik untuk variabel respon Y maupun variabel respon X. Adapun variabel respon yang diamati adalah praktek imunisasi yang dilihat dari kelengkapan imunisasi yang dibedakan atas:

$Y = 1$ , jika tidak sama sekali melakukan imunisasi

$Y = 2$ , jika status imunisasi kurang lengkap

$Y = 3$ , jika status imunisasi sangat lengkap

Untuk lengkapnya dapat dilihat pada tabel berikut ini.

**Tabel 4.1 Informasi Variabel Respon**

	Nilai	Jumlah
<b>Variabel Imunisasi</b>	1	39
	2	119
	3	155
	Total	313

Variabel prediktor memiliki 6 variabel, yaitu:

- Umur responden ( $X_1$ )
- Pendidikan responden ( $X_2$ )
- Jumlah anak hidup yang dimiliki responden ( $X_3$ )
- Tingkat pengetahuan responden tentang imunisasi ( $X_4$ )
- Sikap responden terhadap imunisasi ( $X_5$ )
- Informasi penyuluhan tentang imunisasi yang pernah diikuti responden ( $X_6$ )

Data sampel berjumlah 314, 1 mengandung data missing (lampiran 14).

Dalam analisis hasil penelitian ini dilakukan analisis regresi ordinal dengan menggunakan pendekatan logistik. Sebagaimana Fahrmeir dan Tutz, (1994: 75) bahwa model logistik ordinal merupakan salah satu metode statistik untuk menganalisa data respon ordinal, dimana sifat ordinal dituangkan dalam peluang kumulatif.

Langkah dalam menganalisis regresi ordinal dengan pendekatan logistik ordinal ini adalah dengan menganalisis secara univariat (individu) terlebih dahulu, yaitu dengan mengamati pendekatan logistik tunggal atau parsialnya, dimana untuk melihat variabel yang signifikan dapat dilihat dari nilai *P-value*. Dan salah satu sel saja signifikan maka variabel tersebut secara individu berpengaruh terhadap variabel respon. Dari hasil analisis secara univariat diambil yang signifikan kemudian dianalisis secara multivariat (serentak). Dari analisis secara serentak didapatkan faktor-faktor yang sangat berpengaruh terhadap praktek imunisasi yang dilihat dari kelengkapan imunisasi anak.

Sesuai dengan pengolahan data (lampiran 2) dapat dilihat hasilnya sebagai berikut:

## 1. Variabel Umur

Sesuai dengan hasil pengolahan data pada lampiran 2 yang ditunjukkan pada tabel 4.2 berikut:

**Tabel 4.2 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Umur**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Low	Upper
Const (1)	-1,3945	0,5512	-2,53	0,011			
Const (2)	0,5894	0,5422	1,09	0,277			
Umur	-0,02080	0,01953	-1,07	0,287	0,98	0,94	1,02

*Log-Likelihood = -305,641*

*Test that all slopes are zero : G= 1,120, DF = -1, P-Value = 0,29*

Berdasarkan Tabel 4.2 di atas, variabel umur tidak signifikan, hal ini bisa dilihat dari nilai P yang lebih besar 0,05 sehingga umur tidak berpengaruh terhadap model.

## 2. Variabel Jumlah Anak Hidup

Sesuai dengan pengolahan data pada lampiran 6 yang hasilnya ditunjukkan pada tabel 4.3 dapat disimpulkan bahwa variabel jumlah anak adalah signifikan pada logit 1 dan logit 2.

$$g(1) = -2,1055 + 0,2877(\text{jumlah anak 3-4 orang}) + 1,2634(\text{jumlah anak} > 4 \text{ orang})$$

$$g(\leq 2) = -0,0972 + 0,2877(\text{jumlah anak 3-4 orang}) + 1,2634(\text{jumlah anak} > 4 \text{ orang})$$

**Tabel 4.3 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Jumlah Anak Hidup**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Lower	Upper
Const (1)	-2,1055	0,1895	-11,11	0,000			
Const (2)	-0,0972	0,1300	-0,75	0,455			
Anak							
2	0,2877	0,2687	1,07	0,284	1,33	0,79	2,26
3	1,2634	0,4747	2,66	0,008	3,54	1,40	8,69

*Test for terms with more than degrees*

<i>Term</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>P</i>
<i>Anak</i>	<i>7,611</i>	<i>2</i>	<i>0,022</i>

*Log-Likelihood = -301,657*

*Test that all slopes are zero : G = 7,159, DF = 2, P-Value = 0,028*

Berdasarkan tabel 4.3 dapat disimpulkan bahwa variabel jumlah anak adalah signifikan dengan:

$$g(1) = -2,1055 + 0,2877(\text{jumlah anak 3-4 orang}) + 1,2634(\text{jumlah anak } > 4 \text{ orang})$$

Sehingga:

1. Jumlah anak 1-2 orang :  $g(1) = -2,1055$

2. Jumlah anak 3-4 orang :  $g(1) = -2,1055 + 0,2877 = -1,8178$

3. Jumlah anak >4 orang :  $g(1) = -2,1055 + 1,2634 = -0,8421$

$$g(y = 1 \setminus \text{jumlah anak 1-2 orang}) = -2,1055$$

$$g(y = 1 \setminus \text{jumlah anak 3-4 orang}) = -1,8178$$

$$g(y = 1 \setminus \text{jumlah anak } > 4 \text{ orang}) = -0,8421$$

dimana:

$$\pi(y = 1 \setminus 1-2) = e^{-2,1055} / 1 + e^{-2,1055} \approx A_1 = 0,108562$$

$$\pi(y = 1 \setminus 3-4) = e^{-1,8178} / 1 + e^{-1,8178} \approx B_1 = 0,139690$$

$$\pi(y = 3 \setminus > 4) = e^{-0,8421} / 1 + e^{-0,8421} \approx C_1 = 0,301084$$

$$g(\leq 2) = -0,0972 + 0,2877(\text{jumlah anak 3-4 orang}) + 1,2634(\text{jumlah anak } > 4 \text{ orang})$$

sehingga:

$$g(y \leq 2 \setminus \text{jumlah anak 1-2 orang}) = -0,0972$$

$$g(y \leq 2 \setminus \text{jumlah anak 3-4 orang}) = -0,0972 + 0,2877 = 0,1905$$

$$g(y \leq 2 \setminus \text{jumlah anak } > 4 \text{ orang}) = -0,0972 + 1,2634 = 1,1662$$

dimana:

$$\pi(y \leq 2 \setminus \text{jumlah anak 1-2 orang}) = 1 / 1 + e^{-0,0972} \approx A_2 = 0,475719$$

$$\pi(y \leq 2 \setminus \text{jumlah anak 3-4 orang}) = e^{0,1905} / 1 + e^{0,1905} \approx B_2 = 0,547470$$

$$\pi(y \leq 2 \setminus \text{jumlah anak } > 4 \text{ orang}) = e^{1,1662} / 1 + e^{1,1662} \approx C_2 = 0,762453$$

$$g(y \leq 3 \setminus \text{jumlah anak 1-2 orang}) = 1 - A_2 = 1 - 0,475719 = 0,5243$$

$$g(y \leq 3 \setminus \text{jumlah anak 3-4 orang}) = 1 - B_2 = 1 - 0,547470 = 0,45253$$

$$g(y \leq 3 \setminus \text{jumlah anak } > 4 \text{ orang}) = 1 - C_2 = 1 - 0,762453 = 0,2376$$

Adapun nilai di atas dapat disesuaikan dengan nilai kumulatif pada lampiran 6, dan dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa semakin kecil jumlah anak maka imunisasi anak cenderung lengkap.

### 3. Variabel Pendidikan Responden

Berdasarkan tabel 4.4 dapat disimpulkan bahwa variabel pendidikan adalah signifikan pada logit 1 dan logit 2:

$$g(1) = -1,5410 - 0,3044(\text{SD}) - 0,6489(\text{SLTP}) - 0,8421(\text{SLTA}) - 2,120(\text{AK/UNIV})$$

Seperti hitungan pada variabel jumlah anak di atas, dan dapat disesuaikan dengan nilai kumulatif untuk variabel pendidikan pada lampiran 4 maka hasilnya adalah sebagai berikut:

$$\pi(y = 1 \setminus \text{Tidak tamat SD}) = -1,5410 \approx A_1 = 0,176385$$

$$\pi(y = 1 \setminus \text{Tamat SD}) = -1,5410 - 0,3044 \approx B_1 = 0,136407$$

$$\pi(y = 1 \setminus \text{Tamat SLTP}) = -1,5410 - 0,6489 \approx C_1 = 0,100661$$

$$\pi(y = 1 \setminus \text{Tamat SLTA}) = -1,5410 - 0,8421 \approx D_1 = 0,084467$$

$$\pi(y = 1 \setminus \text{Tamat AK/UNIV}) = -1,5410 - 2,120 \approx E_1 = 0,025070$$

**Tabel 4.4 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Pendidikan**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Lo w	Upp er
Const (1)	-1,540	0,2742	-5,62	0,000			
Const (2)	0,4798	0,2541	1,89	0,059			
Pendidikan							
2	-0,3044	0,3008	-1,01	0,311	0,74	0,41	1,33
3	-0,6849	0,3460	-1,88	0,061	0,52	0,27	1,03
4	-0,8421	0,3601	-2,34	0,019	0,43	0,21	0,87
5	-2,120	1,133	-1,87	0,061	0,12	0,01	1,11

*Test for terms with more than degrees*

<i>Term</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>P</i>
<i>Pendidikan</i>	<i>9,172</i>	<i>4</i>	<i>0,057</i>

*Log-Likelihood = -301,657*

*Test that all slopes are zero : G= 10,411, DF = 4, P-Value = 0,034*

$g(\leq 2) = 0,4798 - 0,3044(\text{SD}) - 0,6489(\text{SLTP}) - 0,8421(\text{SLTA}) - 2,120(\text{AK/ UNIV})$

dimana:

$$\begin{aligned} \pi(y \leq 2 \setminus \text{Tidak tamat SD}) &= 0,4798 \approx A_2 = 0,617711 \\ \pi(y \leq 2 \setminus \text{Tamat SD}) &= 0,4798 - 0,3044 \approx B_2 = 0,543744 \\ \pi(y \leq 2 \setminus \text{Tamat SLTP}) &= 0,4798 - 0,6489 \approx C_2 = 0,457845 \\ \pi(y \leq 2 \setminus \text{Tamat SLTA}) &= 0,4798 - 0,8421 \approx D_2 = 0,410411 \\ \pi(y \leq 2 \setminus \text{Tamat AK/UNIV}) &= 0,4798 - 2,120 \approx E_2 = 0,162488 \end{aligned}$$

sehingga:

$$\begin{aligned} g(y \leq 3 \setminus \text{Tidak tamat SD}) &= 1 - A_2 = 1 - 0,617711 = 0,3823 \\ g(y \leq 3 \setminus \text{Tamat SD}) &= 1 - B_2 = 1 - 0,543744 = 0,4563 \\ g(y \leq 3 \setminus \text{Tamat SLTP}) &= 1 - C_2 = 1 - 0,457845 = 0,5422 \\ g(y \leq 3 \setminus \text{Tamat SLTA}) &= 1 - D_2 = 1 - 0,410411 = 0,589 \\ g(y \leq 2 \setminus \text{Tamat AK/UNIV}) &= 1 - E_2 = 1 - 0,162488 = 0,83775 \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai kumulatif di atas mengindikasikan bahwa makin tinggi tingkat pendidikan responden maka cenderung imunisasi yang dilakukan semakin lengkap.

#### 4. Variabel Pengetahuan Responden

**Tabel 4.5 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Pendidikan**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Low	Upper
Const (1)	-1,3331	0,1924	-6,93	0,000			
Const (2)	0,9097	0,1775	5,12	0,000			
Pengetahuan							
2	-1,2300	0,2453	-5,01	0,000	0,29	0,18	0,47
3	-2,8488	0,4692	-6,07	0,000	0,06	0,02	0,15

*Test for terms with more than degrees*

<i>Term</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>P</i>
<i>Pengetahuan</i>	<i>49,581</i>	<i>2</i>	<i>0,000</i>

*Log-Likelihood = -274,709*

*Test that all slopes are zero : G= 62,982, DF = 2, P-Value = 0,000*

Berdasarkan tabel 4.5 dapat disimpulkan bahwa variabel pengetahuan adalah signifikan pada logit 1 dan logit 2:

$$g(1) = -1,3331 - 1,23(\text{pengetahuan cukup}) - 2,8488(\text{pengetahuan baik})$$

Seperti hitungan pada variabel jumlah anak dan jika dilihat dari nilai kumulatif pada lampiran 8 maka hasilnya seperti dibawah ini:

$$\pi(y = 1 \setminus \text{pengetahuan kurang}) = -1,3331 \approx A_1 = 0,2086$$

$$\pi(y = 1 \setminus \text{pengetahuan cukup}) = -1,3331 - 1,23 = -2,5631 \approx B_1 = 0,07155$$

$$\pi(y = 1 \setminus \text{pengetahuan baik}) = -1,3331 - 2,8488 = -4,1819 \approx C_1 = 0,0150$$

$$g(\leq 2) = -0,9097 - 1,23(\text{pengetahuan cukup}) - 2,8488(\text{pengetahuan baik})$$

dimana:

$$\pi(y \leq 2 \setminus \text{pengetahuan kurang}) = -0,9097 \approx A_2 = 0,712$$

$$\pi(y \leq 2 \setminus \text{pengetahuan cukup}) = -0,9097 - 1,23 = -2,1227 \approx B_2 = 0,4206$$

$$\pi(y \leq 2 \setminus \text{pengetahuan baik}) = -0,9097 - 2,8488 = -3,7585 \approx C_2 = 0,1257$$

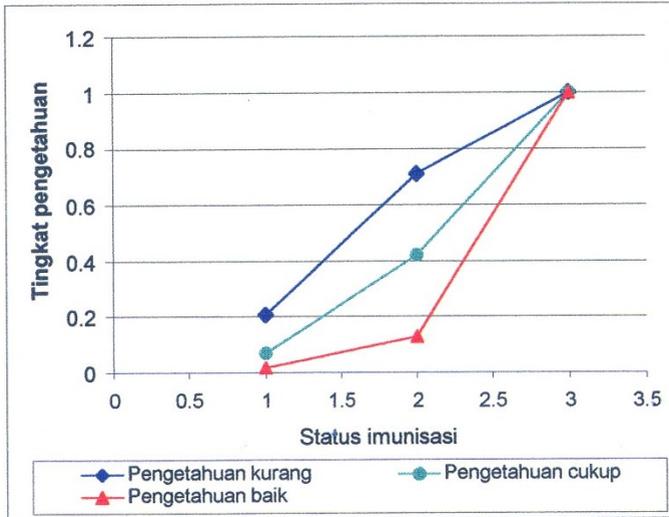
sehingga:

$$g(y \leq 3 \setminus \text{pengetahuan kurang}) = 1 - A_2 = 1 - 0,7129 = 0,2871$$

$$g(y \leq 3 \setminus \text{pengetahuan cukup}) = 1 - B_2 = 1 - 0,4206 = 0,5794$$

$$g(y \leq 3 \setminus \text{pengetahuan baik}) = 1 - C_2 = 1 - 0,1257 = 0,8743$$

Berdasarkan kumulatif di atas dapat disimpulkan bahwa makin baik tingkat pengetahuan responden tentang imunisasi maka cenderung praktek imunisasi yang dilakukan semakin lengkap. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada diagram pencar dibawah ini:



Gambar 4.1 Diagram pencar variabel pengetahuan

## 5. Variabel Sikap Responden

**Tabel 4.6 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Sikap**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Low	Upper
Const (1)	-0,991	1,320	-0,75	0,453			
Const (2)	0,991	1,320	0,75	0,453			
Sikap							
2	0,959	1,323	-0,72	0,469	0,38	0,03	5,13
3	-1,194	1,412	-0,85	0,398	0,30	0,02	4,82

Test for terms with more than degrees

Term	Chi-Square	DF	P
Sikap	0,744	2	0,689

Log-Likelihood = -274,709

Test that all slopes are zero :  $G = 0,551$ ,  $DF = 2$ ,  $P\text{-Value} = 0,759$

Berdasarkan tabel 4.6 di atas, variabel sikap tidak signifikan, hal ini bisa dilihat dari nilai P yang lebih besar 0,05 sehingga sikap tidak berpengaruh terhadap model.

## 6. Variabel Informasi Penyuluhan

**Tabel 4.7 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Informasi**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Low	Upper
Const (1)	-0,6312	0,2905	-2,17	0,030			
Const (2)	1,7631	0,3177	5,55	0,000			
Informasi							
2	-0,8237	0,3773	-2,18	0,020	0,44	0,21	0,92
3	-1,5396	0,3645	-4,22	0,000	0,21	0,10	0,44
4	-2,4429	0,4147	-5,89	0,000	0,09	0,04	0,20
5	-3,7629	0,5139	-7,32	0,000	0,02	0,01	0,06

Test for terms with more than degrees

Term	Chi-Square	DF	P
Sikap	70,038	4	0,000

Log-Likelihood = -261,844

Test that all slopes are zero :  $G = -88,714$ ,  $DF = 4$ ,  $P\text{-Value} = 0,000$

Berdasarkan tabel 4.7 dapat disimpulkan bahwa variabel informasi adalah signifikan pada logit 1 dan logit 2:

$$g(1) = -0,6312 - 0,8237(2X \text{ ikut}) - 1,5396(3X \text{ ikut}) - 2,4429(4X \text{ ikut}) - 3,7629(5X \text{ ikut})$$

Seperti hitungan pada variabel jumlah anak di atas, dan dengan memperhatikan nilai kumulatif untuk variabel pengetahuan pada lampiran 12 maka hasilnya:

$$\pi(y = 1 \setminus 1X \text{ ikut}) = -0,6312 \approx A_1 = 0,34724$$

$$\pi(y = 1 \setminus 2X \text{ ikut}) = -0,6312 - 0,8237 = -1,4549 \approx B_1 = 0,18925$$

$$\pi(y = 1 \setminus 3X \text{ ikut}) = -0,6312 - 1,5396 = -2,1708 \approx C_1 = 0,10241$$

$$\pi(y = 1 \setminus 4X \text{ ikut}) = -0,6312 - 2,4429 = -3,0741 \approx D_1 = 0,04419$$

$$\pi(y = 1 \setminus 5X \text{ ikut}) = -0,6312 - 3,7629 = -4,3941 \approx E_1 = 0,01219$$

$$g(\leq 2) = 1,7631 - 0,8237(2X \text{ ikut}) - 1,5396(3X \text{ ikut}) - 2,4429(4X \text{ ikut}) - 3,7629(5X \text{ ikut})$$

dimana:

$$g(y \leq 2 \setminus 1X \text{ ikut}) = 1,7631 \approx A_2 = 0,853597$$

$$g(y \leq 2 \setminus 2X \text{ ikut}) = 1,7631 - 0,8237 = 0,9394 \approx B_2 = 0,718967$$

$$g(y \leq 2 \setminus 3X \text{ ikut}) = 1,7631 - 1,5396 = 0,2235 \approx C_2 = 0,5556$$

$$g(y \leq 2 \setminus 4X \text{ ikut}) = 1,7631 - 2,4429 = -0,6798 \approx D_2 = 0,3363$$

$$g(y \leq 2 \setminus 5X \text{ ikut}) = 1,7631 - 3,7629 = -1,9998 \approx E_2 = 0,11922$$

sehingga:

$$g(y \leq 3 \setminus 1X \text{ ikut}) = 1 - A_2 = 1 - 0,853597 = 0,1464$$

$$g(y \leq 3 \setminus 2X \text{ ikut}) = 1 - B_2 = 1 - 0,718967 = 0,2810$$

$$g(y \leq 3 \setminus 3X \text{ ikut}) = 1 - C_2 = 1 - 0,5556 = 0,4443$$

$$g(y \leq 3 \setminus 4X \text{ ikut}) = 1 - D_2 = 1 - 0,3363 = 0,6637$$

$$g(y \leq 3 \setminus 5X \text{ ikut}) = 1 - E_2 = 1 - 0,11922 = 0,88078$$

Berdasarkan nilai kumulatif di atas mengindikasikan bahwa makin sering mengikuti informasi penyuluhan maka cenderung imunisasi yang dilakukan semakin lengkap.

#### 4.1.1 Pengujian Variabel secara Serentak

Pengujian ini dilakukan dengan menguji keberartian dari parameter secara keseluruhan atau serentak. Adapun uji hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots$  , dimana k adalah banyaknya variabel prediktor

$H_1$  : paling sedikit ada satu  $\beta_i \neq 0$ , dimana  $i = 1, 2, \dots, k$

Dari hasil uji serentak yang dilakukan pada pengolahan data lampiran 13 hasilnya ditunjukkan pada tabel 4.8 terlihat bahwa dengan memasukkan keseluruhan variabel dihasilkan nilai  $\chi^2$  sebesar 139,497 dengan tingkat signifikan 0,000.

**Tabel 4.8 Hasil Statistik pada Uji Serentak**

Model	Log Likelihood	$\chi^2$	Df	P-Value
Model Lengkap	-235,487	139,497	15	0,000

Maka dengan menggunakan  $\alpha$  sebesar 0,05 dimana nilai ini lebih besar dari nilai  $P = 0,000$  maka  $H_0$  ditolak, yang berarti bahwa ada satu atau lebih variabel bebas yang berpengaruh nyata terhadap variabel independen.

### 4.1.2 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model dapat dilihat pada tabel 4.9 di bawah ini:

**Tabel 4.9 Goodness of Fit Test**

Metode	Chi-Square	DF	P
Pearson	563,160	521	0,098
Deviance	413,430	521	1,000

Uji tuna cocok (*Goodness of Fit Test*) dilakukan untuk mempelajari sejauh mana kecocokan model yang dipakai, dimana untuk melakukan pengujian tersebut digunakan uji statistik korelasi Pearson dan *Deviance*. Adapun hipotesis adalah:

$H_0$  : Model tanpa variabel bebas tertentu adalah model terbaik (model ringkas)

$H_1$  : Model dengan variabel bebas tertentu adalah model terbaik (model lengkap) Seperti terlihat pada tabel 4.9 dimana dengan menggunakan statistik korelasi Pearson, nilai  $p = 0,098$  maupun *Deviance* dengan nilai  $p = 1,000$ . Hal ini berarti tolak  $H_0$ , sehingga dapat disimpulkan bahwa model dengan variabel penjelas tertentu adalah model terbaik dan seperti terlihat pada lampiran 13 bahwa terdapat (tidak semua) variabel penjelas yang signifikan pada  $\alpha = 0,05$ , dimana variabel pendidikan responden, jumlah anak yang dimiliki responden, pengetahuan responden dan informasi imunisasi yang diikuti responden adalah model terbaik. Berdasarkan keterangan tersebut di atas maka model terbaik adalah model yang memuat variabel penjelas yang telah disebutkan.

### 4.1.3 Ukuran Asumsi antara Variabel Respon dan Peluang Prediksi

Adapun ukuran asosiasi yang memperhatikan atau memanfaatkan sifat ordinal variabel yaitu pasangan Konkordan dan Diskordan, adalah Kendall's tau, Gamma dan Sommers'D. dimana hasilnya dapat dilihat dari pengolahan data pada tabel 4.10 di bawah ini dengan memperhitungkan atau memanfaatkan sifat ordinal variabel.

**Tabel 4.10 Ukuran Asumsi antara Variabel Respon dan Peluang Prediksi**

Pairs	Number	Percent	Summary Measures	
Konkordan	23798	81,7%	Sommers D	0,64
Diskordan	5249	18,0%	Goodman-Krukals Gamma	0,64
Ties	84	0,3%	Kendalls Tau-a	0,38
Total	29131	100,0%		

Dari tabel 4.10 dapat dilihat kekuatan asosiasi antara variabel respon dan peluang prediksinya dimana kelengkapan imunisasi anak mempunyai asosiasi dengan variabel respon yang dapat dilihat dari pasangan konkordan, diskordan dan observasi yang berseketu.

Dengan melihat indeks Kendalls Tau-a yang memperhatikan pasangan konkordan dan diskordan adalah sebesar 0,38, indeks Goodman-Krukals Gamma sebesar 0,64 juga indeks Sommers D yang memperhatikan nilai berseketu sebesar 0,64 maka bahwa pasangan nilai variabel-variabel di dalam sampel secara signifikan dapat dinyatakan konkordan.

#### **4.1.4 Model Akhir**

Dari hasil pengolahan data pada lampiran 13 dan ditunjukkan pada tabel 4.11 dapat diberikan kesimpulan bahwa dari enam variabel bebas yaitu variabel umur ibu, pendidikan jumlah anak yang dimiliki, pengetahuan, sikap dan informasi penyuluhan hanya ada dua variabel yang signifikan yaitu variabel tingkat pengetahuan yang dimiliki serta informasi penyuluhan yang diikuti oleh responden.

**Tabel 4.11 Pengujian Parameter Variabel Independen Secara Univariat untuk Variabel Pendidikan**

Prediktor	Coefis	St Dev	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Low	Upper
Const (1)	2,067	1,796	1,15	0,250			
Const (2)	4,773	1,817	2,63	0,009			
Umur Respon	-0,03365	0,0269	-1,25	0,211	0,97	0,92	1,02
Pendidikan							
4	-0,4172	0,4236	-0,98	0,325	0,66	0,29	1,51
5	-1,486	1,268	-1,17	0,241	0,23	0,02	2,72
Jumlah Anak							
2	0,2796	0,3460	0,81	0,419	1,32	0,67	2,61
3	0,9625	0,5813	1,66	0,098	2,62	0,84	8,18
Pengetahuan							
2	-0,9588	0,2735	-3,51	0,000	0,38	0,22	0,66
3	-2,5825	0,5157	-5,01	0,000	0,08	0,03	0,21
Sikap							
2	-1,447	1,629	-0,89	0,374	0,24	0,01	5,73
3	-0,624	1,730	-0,36	0,718	0,54	0,02	15,92
Informasi							
2	-0,6684	0,3984	-1,68	0,093	0,51	0,23	1,12
3	-1,2160	0,3889	-3,13	0,002	0,30	0,14	0,64

4	-2,1160	0,4402	-4,81	0,000	0,12	0,05	0,29
5	-3,5527	0,5368	-6,62	0,000	0,03	0,01	0,08

*Test for terms with more than 1 degrees of Freedom*

<i>Term</i>	<i>Chi-Square</i>	<i>DF</i>	<i>P</i>
Pendidikan	2,287	4	0,683
Jumlah Anak	2,824	2	0,244
Pengetahuan	29,832	2	0,000
Sikap	2,532	2	0,282
Informasi	54,902	4	0,000

Dari tabel 4.11 dapat diberikan penjelasan sebagai berikut:

1. Variabel umur responden

Dengan melihat nilai  $p = 0,211$  ( $p > 0,05$ ) yang berarti terima  $H_0$  maka variabel umur responden tidak signifikan.

2. Variabel pendidikan responden

Dengan melihat nilai P, baik untuk ibu yang tamat SD ( $P = 0,73$ ), SLTP ( $P = 0,66$ ), SLTA ( $P = 0,66$ ), Universitas ( $P = 0,23$ ) ternyata nilai  $P > 0,05$  yang berarti juga terima  $H_0$ . Maka variabel pendidikan tidak signifikan atau dengan kata lain variabel responden tidak berpengaruh terhadap praktek imunisasi.

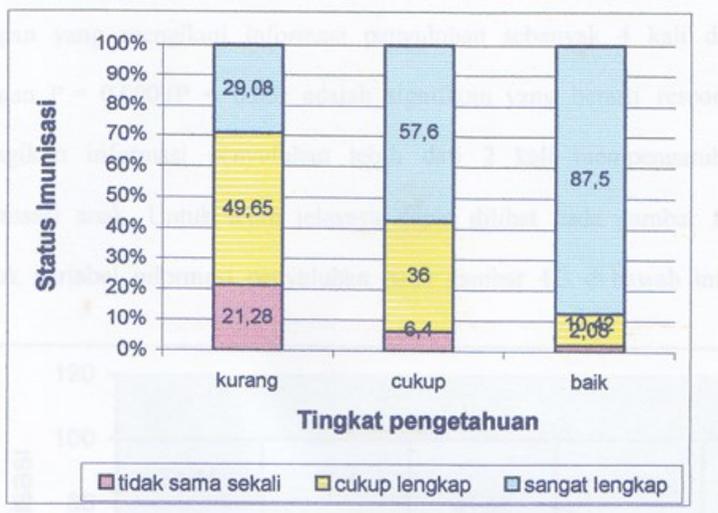
3. Variabel jumlah anak yang dimiliki responden

Responden yang memiliki 3-4 anak nilai  $P = 0,419$  ( $P > 0,05$ ) demikian juga responden yang memiliki anak lebih dari 4 dengan nilai  $P = 0,098$  ( $P > 0,05$ ) yang berarti menerima  $H_0$  maka dapat disimpulkan bahwa variabel jumlah anak yang dimiliki responden tidak mempengaruhi praktek imunisasi.

4. Variabel pengetahuan responden

Variabel pengetahuan yang dimiliki responden, baik yang memiliki pengetahuan yang cukup tentang imunisasi maupun yang memiliki

pengetahuan yang baik keduanya mempunyai nilai  $P = 0,000$  ( $P < 0,05$ ) berarti tolak  $H_0$  maka variabel pengetahuan responden adalah signifikan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel pengetahuan responden mempengaruhi kelengkapan imunisasi anak. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada diagram batang untuk variabel pengetahuan pada gambar 4.2



Gambar 4.2 Diagram batang untuk variabel pengetahuan. Dari gambar di atas dapat dilihat makin ke kanan ke arah pengetahuan yang baik maka nilai status imunisasi sangat lengkap semakin besar. Adapun nilai yang digunakan untuk menunjukkan diagram batang di atas diperoleh dari hasil deskripsi data untuk variabel pengetahuan pada lampiran 7. Adapun fungsi logit untuk variabel pengetahuan adalah:

$$g_1 = 2,067 - 0,9588(\text{pengetahuan cukup}) - 2,5825(\text{pengetahuan baik})$$

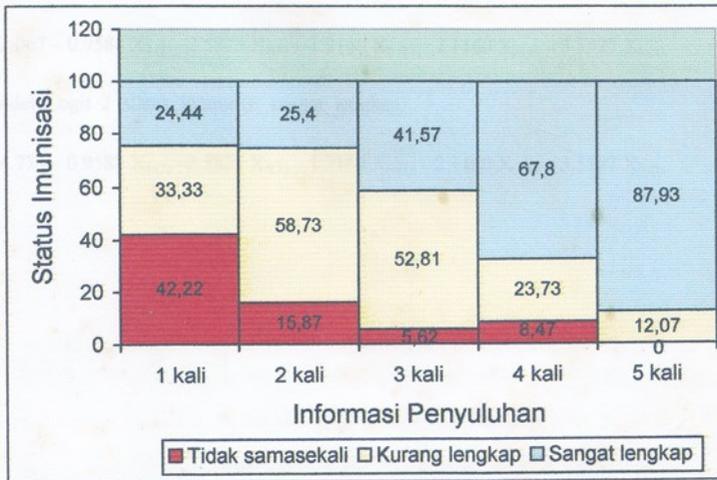
$$g_2 = 4,773 - 0,9588(\text{pengetahuan cukup}) - 2,5825(\text{pengetahuan baik})$$

#### 5. Sikap eresponden terhadap imunisasi

Dengan nilai  $P > 0,05$  maka sikap responden tidak signifikan, yang berarti sikap responden tidak berpengaruh terhadap pretek imunisasi.

6. Informasi imunisasi yang diikuti responden

Responden yang mengikuti 2 kali informasi penyuluhan dengan  $P = 0,093$  ( $P > 0,05$ ) tidak signifikan. Sedangkan responden yang mengikuti informasi penyuluhan sebanyak 3 kali dengan  $P = 0,002$  ( $P < 0,05$ ) signifikan. Juga dengan yang mengikuti penyuluhan sebanyak 4 kali dan 5 kali dengan  $P = 0,000$  ( $P < 0,05$ ) adalah signifikan yang berarti responden yang mengikuti informasi penyuluhan lebih dari 2 kali mempengaruhi praktek imunisasi anak. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar histogram untuk variabel informasi penyuluhan pada gambar 4.3 di bawah ini:



Gambar 4.3 Histogram untuk variabel informasi penyuluhan. Adapun nilai yang menunjukkan histogram di atas diperoleh dari hasil deskripsi data untuk variabel informasi penyuluhan pada lampiran 11. Dengan fungsi logit adalah:

$$g_1 = 2,067 - 1,2160(3x \text{ ikut}) - 2,1160(4x \text{ ikut}) - 3,5527(5x \text{ ikut})$$

$$g_2 = 4,773 - 1,2160(3x \text{ ikut}) - 2,1160(4x \text{ ikut}) - 3,5527(5x \text{ ikut})$$

Dari dua variabel yang signifikan yaitu variabel tingkat pengetahuan yang dimiliki serta informasi penyuluhan yang diikuti oleh responden didapatkan model akhir untuk regresi ordinal dengan pendekatan logistik sebagai berikut:

1. Model Logit 1 status imunisasi kurang lengkap:

$$g_1 = 2,067 - 0,9588(X_{4(2)}) - 2,5825(X_{4(3)}) - 1,2160(X_{6(3)}) - 2,1160(X_{6(4)}) - 3,5527(X_{6(5)})$$

2. Model Logit 2 status imunisasi sangat lengkap:

$$g_2 = 4,773 - 0,9588(X_{4(2)}) - 2,5825(X_{4(3)}) - 1,2160(X_{6(3)}) - 2,1160(X_{6(4)}) - 3,5527(X_{6(5)})$$

## BAB IX

# PEMBAHASAN

Regresi ganda atau regresi majemuk (*Multiple Regression*) merupakan metode multivariate yang paling dikenal dan paling sering digunakan. Regresi ganda berkenaan dengan studi ketergantungan satu variabel yang disebut variabel dependen atau variabel prediktor dengan melakukan penaksiran (*estimation*) atas peramalan (*prediction*) nilai-nilai dari variabel dependen berdasarkan nilai variabel independen yang telah diketahui (Kuntoro : 2002).

Adapun tujuan dari analisis data Regresi Ordinal Majemuk (*Ordinal Multiple Regression, OMR*) pada penelitian ini adalah untuk menentukan model yang paling ideal untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon ordinal dengan himpunan variabel penjelas yang juga berskala ordinal. Ada sejumlah pendekatan atau cara yang layak untuk menganalisa suatu variabel hasil antara variabel tak bebas dengan satu atau lebih variabel penjelas yang berskala ordinal tersebut antara lain menurut Hosmer and Lemeshow (2000), McCullagh and Nelder (1989) Fahrmeir dan Tutz (2001), Agresti (1984) yaitu dengan menggunakan pendekatan model *Threshold* atau dengan *Proportional Odds*.

Pembentukan model didahului dengan pengujian parameter yang dilakukan dengan pengujian secara univariat (parsial) di mana variabel predictor terdiri dari 6 (enam) variabel yaitu umur, pendidikan, jumlah anak hidup, pengetahuan, sikap serta informasi penyuluhan yang diikuti responden dimasukkan dalam model, yang dimaksudkan untuk menguji keberartian koefisien secara individual. Pengujian dilakukan dengan membandingkan antar nilai Wald untuk masing-masing variabel

penjelas dengan nilai  $X^2$ , atau dengan menggunakan nilai  $P$ , dimana untuk nilai  $P < 0.05$  berarti tolak  $H_0$ . Berdasarkan pengujian parameter maka untuk pengujian secara individual tidak semua signifikan. Dari enam variabel yang dimaksudkan ternyata hanya ada 4 (empat) variabel yang mempengaruhi model, yaitu variabel pengetahuan, variabel jumlah anak yang dimiliki, variabel pendidikan serta variabel penyuluhan yang diikuti responden. Sedangkan 2 (dua) variabel yaitu variabel sikap dan variabel umur responden tidak signifikan. Hal ini bisa dilihat pada nilai  $P$  yang kurang dari 0.05.

Setelah pengujian secara univariat, dilakukan pengujian secara multivariat (serentak) dimana pada pengujian secara serentak yaitu dengan memasukkan seluruh variabel respon dengan hipotesis statistik adalah :

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ , dimana  $k$  adalah banyaknya variabel predictor.

$H_1$  : paling sedikit ada satu  $\beta_i \neq 0$

Hasil analisis nilai  $G$  adalah 139.497 dimana menurut Agresti (2002), statistik ratio likelihood atau statistik  $G^2$  yang memberi nilai lebih besar akan lebih besar peluangnya untuk menolak hipotesis nol, juga dengan tingkat signifikan 0.000 ( $P < 0.005$ ) maka hal ini berarti ada satu atau lebih variabel bebas yang berpengaruh nyata terhadap variabel independen.

Untuk uji tuna cocok (*goodness of fit test*) dilakukan untuk mempelajari sejauh mana kecocokan model yang dipakai. Menurut Lipsitz (1996), Fitzmaurice (2004), Molenberghs (1996), Fahrmeir dan Tutz (2001), pengujian tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan uji statisti korelasi Pearson dan *deviance*. Adapun hipotesis yang akan diuji adalah :

$H_0$  : Model tanpa variabel bebas tertentu adalah model terbaik (model ringkas)

$H_1$  : Model dengan variabel bebas tertentu adalah model terbaik (model lengkap).

Hasil analisis menunjukkan bahwa model yang memuat variabel pendidikan responden, jumlah anak yang dimiliki, pengetahuan responden serta informasi yang diikuti oleh responden adalah model terbaik.

Dalam melihat kuatnya hubungan atau kekuatan asosiasi antara variabel predictor dan variabel respon yang berskala ordinal menurut Agung (2001), Daniel (1989) adalah indeks Kendall's tau, indeks Gamma dan Sommers'D karena ukuran asosiasi yang digunakan kadang tidak memperhitungkan sifat ordinal variabel yang dipakai dalam analisis. Sehingga variabel kategori ordinal dipandang atau dianggap sebagai kategori nominal, yang berakibat dalam analisis tersebut informasi yang dapat diberikan oleh variabel ordinal tidak dimanfaatkan secara optimal. Dimana ukuran asosiasi memperhatikan atau memanfaatkan sifat ordinal variabel yaitu dengan menggunakan pasangan konkordan dan diskordan juga pasangan yang bersekutu adalah indeks Kendall's tau, indeks Gamma dan Somers'D

Kendall's tau adalah ukuran asosiasi yang memperhatikan pasangan konkordan dan diskordan diantara pasangan yang mungkin dibentuk, sedangkan Goodman-Kruskal adalah selisih proporsi pasangan konkordan dan diskordan diantara jumlah pasangan konkordan dan diskordan. Indeks ini dapat mencapai -1 sampai dengan + 1, dimana nilai - 1 jika tidak terdapat pasangan konkordan diantara semua pasangan yang mungkin atau pasangan nilai hanya terdiri dari pasangan diskordan dan pasangan yang bersekutu + 1 tercapai jika dan hanya jika tidak terdapat pasangan diskordan diantara pasangan yang mungkin (Agresti, 1990)

Menurut Daniel (1989) dan Agung (2001) pasangan pengamatan  $(X_i, Y_i)$  dan  $(X_{ij}, Y_{ij})$  disebut konkordan jika dan hanya jika  $X_i$  dan  $X_j$  mempunyai arah yang sama dengan beda antara  $Y_i$  dan  $Y_j$ . Disebut diskordan jika dan hanya jika arah beda seperti diatas tidak sama. Dengan melihat hasil analisis maka kekuatan asosiasi antara variabel respon dan peluang prediksinya dimana kelengkapan imunisasi anak memiliki asosiasi dengan variabel respon adalah sebesar 81.7 % atau

variabel ordinal memiliki hubungan konkordan 81.7 %, diskordan 18 % sedangkan Ties Observasi hanya 0.3 %. Dengan melihat indeks Kendall's Tau-a yang memperhatikan pasangan konkordan dan diskordan adalah sebesar 0.38, indeks Goodman-Kruskal Gamma sebesar 0.64 juga indeks Sommers D memperhatikan nilai bersekutu sebesar 0.64 maka bahwa pasangan nilai variabel –variabel di dalam sampel secara signifikan dapat dinyatakan konkordan.

Pada akhir pengujian parameter pada regresi ordinal majemuk, untuk melihat variabel mana saja yang lebih berpengaruh terhadap variabel respon dalam hal ini praktek imunisasi yang dilihat dari kelengkapan imunisasi, maka hanya ada 2 (dua) variabel yakni variabel pengetahuan responden dan informasi penyuluhan tentang imunisasi yang signifikan sedangkan empat variabel lainnya yaitu variabel umur, variabel jumlah anak, variabel sikap dan variabel tingkat pendidikan tidak signifikan.

Adapun model akhir dari regresi ordinal majemuk dengan pendekatan logistic adalah sebagai berikut :

1. Model Logit 1 status imunisasi kurang lengkap :

$$g_1 = 2.067 - 0.9588 X_{4(2)} - 2.5825 X_{4(3)} - 1.2160 X_{6(3)} - 2.1160 X_{6(4)} - 3.5527 X_{6(5)}$$

2. Model Logit 2 status imunisasi sangat lengkap

$$g_1 = 4.773 - 0.9588 X_{4(2)} - 2.5825 X_{4(3)} - 1.2160 X_{6(3)} - 2.1160 X_{6(4)} - 3.5527 X_{6(5)}$$

Dengan perhitungan rasio kecenderungan (*odds ratio*) maka model diatas dapat disimpulkan bahwa responden yang memiliki pengetahuan yang cukup tentang praktek imunisasi akan memiliki tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 0.9588 ( $-\ln 0.38$ ) daripada yang memiliki tingkat pengetahuan yang kurang tentang imunisasi. Begitu juga dengan responden yang memiliki pengetahuan yang baik tentang imunisasi akan memiliki tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 2.5825 ( $-\ln 0.08$ ) daripada yang memiliki tingkat pengetahuan yang kurang tentang imunisasi atau dapat juga diindikasikan bahwa makin baik pengetahuan seseorang tentang imunisasi cenderung praktek imunisasi yang dilakukan semakin lengkap.

Untuk variabel informasi penyuluhan yang diikuti oleh responden dapat dikatakan bahwa responden yang mengikuti informasi penyuluhan sebanyak tiga kali akan memiliki tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 1.2160 (-1n 0.30) kali daripada yang hanya mengikuti informasi penyuluhan tentang imunisasi sebanyak dua kali. Demikian juga yang mengikuti informasi penyuluhan sebanyak empat kali akan mempunyai tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 2.1160 (-1n 0.12) dari yang hanya mengikuti informasi penyuluhan imunisasi sebanyak dua kali. Juga dengan mengikuti informasi penyuluhan sebanyak 5 kali akan memiliki tingkatan status imunisasi yang lengkap dengan peningkatan sebesar 3.527 (-1n 0.03) daripada yang hanya mengikuti informasi penyuluhan sebanyak dua kali.

Analisis model parametrik seperti analisis regresi dan analisis variansi diperlukan asumsi tertentu dalam pengambilan kesimpulan. Dalam penerapan uji signifikan yang *robust* untuk analisis variansi biasanya mengharuskan galat dari perlakuan saling bebas dan mengambil distribusi normal, varians yang sama serta metode harus aditif (Draper dan Harry : 1992). Sedangkan pada analisis regresi memerlukan syarat yang diinginkan oleh Gauss-markov dimana galat harus berdistribusi normal, bebas dan identik dengan nilai tengah nol dan variansi homogen. Permasalahan mendasar yang harus dijawab apabila anggapan yang mendasari analisis model tersebut tidak dipenuhi, maka apa yang harus dilakukan oleh peneliti.

Para ahli statistika telah berusaha untuk mencari alternative pemecahan baik dengan pendekatan nonparametrik pada analisis padanan maupun pendekatan model transformasi data pada analisis parametrik. Akan tetapi secara keseluruhan kuat uji (*power of the test*) dari masing-masing analisis belum memberikan hasil yang lebih baik.

Pada analisis regresi dalam kasus parametrik, para peneliti biasanya menggunakan metode kuadrat terkecil untuk mencocokkan garis regresi dengan data sampel yang teramati dan melandaskan kesimpulan yang menyangkut parameter populasi pada asumsi yang agak kaku. Apabila

asumsi ini terpenuhi maka prosedur kesimpulan parametrik yang paling tepat digunakan, namun jika asumsi tersebut dilanggar, maka penerapan prosedur parametrik bahkan mungkin akan menyesatkan. Untuk itu perlu diganti dengan model yang cocok dengan menggunakan prosedur nonparametrik, antara lain dengan menggunakan model Regresi Ordinal Majemuk (*Ordinal Multiple Regression, OMR*).

Daniel (1989) menyebutkan bahwa prosedur nonparametrik boleh diterapkan pada situasi bila data yang diukur dengan skala yang lebih lemah dibandingkan dengan apa yang disyaratkan oleh prosedur parametrik yang semestinya digunakan sebagaimana bila hanya data hitung atau data peringkat (ordinal) yang tersedia untuk dianalisis. Demikian juga karena populasi yang dikaji tidak selalu memenuhi asumsi yang mendasari uji statistik parametrik, maka sering dibutuhkan prosedur inferensial dengan kesalahan yang tidak bergantung pada asumsi yang kaku. Dalam hal ini prosedur statistik nonparametrik memenuhi kebutuhan ini karena tetap sah meski hanya berlandaskan asumsi yang sangat umum, demikian halnya dengan Regresi Ordinal Majemuk (Long : 1998) yang secara relative tidak dipengaruhi oleh pelanggaran pada asumsi parametrik.

Regresi Ordinal Majemuk (OMR), (Cliff, 1996) yang dikembangkan pada interval kepercayaan (*Confidence Interval, CI*), peramalan bobot di regresi (*weight regression*). OMR mempunyai beberapa kelebihan dibandingkan dengan *Least Square Multiple Regression (LSMR)*. Dimana sifat interval kepercayaan dari Regresi Ordinal Majemuk (OMR) memiliki kekuatan yang lebih tinggi pada hampir semua kondisi, dimana prediktor saling berkorelasi dari yang biasa sampai pada yang lebih tinggi berturut-turut  $r = 0.3, 0.5$  (Long, 1998).

Sifat interval kepercayaan dari OMR memberikan korelasi prediktor yang selalu tidak pernah nol dan dapat digunakan dalam suatu penelitian (Cohen, 1994).

Disamping itu dalam beberapa kasus, misalnya dalam penelitian kesehatan seringkali didapatkan data pencilan (*outlier*) yang dapat mengganggu asumsi (Kuntoro, 2002). Jika asumsi tidak terpenuhi/dilanggar berarti penduga parameter merupakan penduga yang bias, dan dengan demikian interpretasi hasil penduga tersebut dapat menyesatkan dalam arti tidak menyelesaikan permasalahan yang diteliti sesuai dengan apa yang diharapkan, bahkan dapat memunculkan permasalahan baru.

*Outlier* ini mungkin disebabkan karena galat pengukuran dan pencatatan yang keliru ataupun memang data yang sebenarnya dari hasil pengamatan yang nilainya agak ekstrim dari pola data (Aggarwal :2016), sehingga mengganggu asumsi dasar yang harus dipenuhi. Sifat interval kepercayaan dari OMR justru dapat memiliki kekuatan yang lebih tinggi ketika *outlier* ditemukan dalam data, dimana metode ini lebih *resistan* untuk nilai yang eksternal dan karena *Confidance Interval, CI* OMR berdasarkan pada skor dominan yang memiliki relasi yang *rank order* (Long, 1998).

Kelebihan lain darai OMR dibandingkan dengan LSMR dimana sifat interval kepercayaan regresi ordinal majemuk memiliki kekuatan yang lebih kuat apabila prediktor non linier tetapi mempunyai hubungan yang monotonik juga bisa memiliki kekuatan yang kuat walaupun dengan kondisi distribusi tidak normal dan kondisi varian yang tidak sama. Kekuatan pada interval kepercayaan regresi ordinal majemuk terutama terjadi dalam penggunaannya hanya pada informasi ordinal. Karena OMR hanya digunakan pada informasi ordinal maka secara relative tidak dipengaruhi oleh pelanggaran pada asumsi parametrik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A (2002), *Categorical Data Analysis*, Second Edition. New York: Wiley & Sons., Inc. Publication.
- Agung,IGN (2001) *Statistika Analisis Hubungan Kausal Berdasarkan Data kategorik*, Jakarta : PT Raja Grafindo Persada
- Aggarwal,C.C (2016), *Outlier Analysis*. Second Edition. New York : IBM T. J. Watson Research Center Yorktown Heights.
- Birkes, D and Dodge, Y. (1993). *Alternative Methods of Regression*. New York: Wiley.
- Cliff, N. (1994). Predicting ordinal relations. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 47, 127-150.
- Cliff, N. (1996). *Ordinal Methods for Behavioral Data Analysis* (Ch. 4). Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum
- Cohen, J., & Cohen, P. (1983). *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Cohen, J. (1994). The earth is round ( $p < .05$ ). *American Psychologist*, 49, 997-1003
- Cohen, J. (1978). Partial products are interactions; partialled products are curve components. *Psychological Bulletin*, 93, 549-562
- Cliff, N., & Charlin, V. (1991). Variances and covariances of Kendall's tau and their estimation. *Multivariate Behavioral Research*, 26, 693-707
- Daniel, W (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. Alih Bahasa Alex Tri Kuntjono, Jakarta : Gramedia.

- Draper, N.R and Harry Smith (1992). Analisis Regresi Terapan. . Alih Bahasa Bambang Sumantri. Jakarta : Gramedia Pustaka Utama.
- Fitzmaurice, G.M., Laird, N.M., and Ware, J.H. (2004) Applied Longitudinal Analysis. New York: Wiley.
- Fahrmeir, Land Gerhard Tutz (2001) Multivariate Statistical Modelling Based on Generalized Linear Models New York: Wiley & Sons inc
- Gaspersz V (1995). Tehnik Analisis Dalam Penelitian Percobaan. Jilid 2, Bandung : Tarsito.
- Hosmer D. W and Stanley Lemeshow (2000). Applied Logistic Regression, Second Edition. New York: Wiley & Sons., Inc. Publication
- Hays, W. (1988). Statistics (4th ed.). New York: Holt, Rinehart, and Winston
- Hill, M. A., & Dixon, W. J. (1982). Robustness in real life: A study of clinical laboratory data. *Biometrics*, 38, 377-396
- JD. Long (1998), Descriptive and Inferential Aspects of Ordinal Multiple Regression, Manuscript Submitted For Publication ., New York : St. John's University
- JD. Long and Cliff. N (1997). Confidence Intervals For Kendall's Tau. *British Journal Of Mathematical And Statistical Psychology*, 50, 31 - 40
- Kuntoro, (2002), Pengantar Statistika Multivariate, Surabaya : Pustaka Melati
- Kuntoro, (2009), Dasar Filosofis Metodologi Penelitian. Pustaka Melati Surabaya.
- Kendall, S.M and William R. Buckland (1975). A Dictionary Of Statistical Terms. Third Edition. New Jersey: Prentice – Hall
- Kendall, M., & Gibbons, J. D. (1991). Rank Correlation Methods (5th ed.). New York: Oxford University Press

- Kim, J. (1975). Multivariate analysis of ordinal variables. *American Journal of Sociology*, 81, 261-298.
- Lipsitz, S.R & Fitzmarice Garret, M (1996), Goodness of fit for ordinal response regression models. Boston : USA Applied Statistic 45 pp 175 -190
- Lipsitz, S.R., Laird, N.M., and Harrington, D.P. (1992) A three-stage estimator for studies with repeated and possibly missing binary outcomes. *Applied Statistics* 41, 203–213
- McCullagh, P. and Nelder, J.A. (1989) *Generalized Linear Models*, 2nd edition. London: Chapman and Hall/CRC Press.
- Molenberghs. G and Emmanuel Lesaffre (1996) Marginal Modeling of Correlated Ordinal Data Using a Multivariate Plackett Distribution. *Journal of the American Statistical Association*, Volume 89, Issue 426, Pages 633-644, Publisher Taylor & Francis Group, Published online: 27 Feb 2012
- Meehl, P. E. (1997). The problem is epistemology, not statistics: replace significance tests by confidence intervals and quantify accuracy of risky numerical predictions. In L. L. Harlow, S. A. Muliak, & J. H. Steiger (Eds.) *What If There Were No Significance Tests?* Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum
- Nazir M (2005). *Metode Penelitian*, Bogor : Ghalia Indonesia.
- Steel, R.D.G., Torrie, J.H., and Dickey, D.A. (1997) *Principles and Procedures of Statistics: A Biometrical Approach*, 3rd Ed. New York: McGraw-Hill.
- Sudjana, (1992). *Metode Statistika*. Edisi ke 5, Bandung : Tarsito
- Sembiring RK (1995). *Analisis Regresi*, Bandung : ITB
- Siegel SN and John Castelan Jr. (1988) *Nonparametric Statistical For The Behavioral Sciences*, Second Edition. New York : McGraw-Hill. Inc
- Stevens, S. S. (1959). Mathematics, measurement, and psychophysics, in *Handbook of Experimental Psychology*. New York: Wiley

- Tadikamalla, P. R. (1980). On simulating nonnormal distributions. *Psychometrika*, 45, 273- 280
- Wei, W.S (2006), *Time series Analysis Univariate and Multivariate Methods* 2nd Edition. California :Pearson Addison Wesley Publishing Company.
- Wahba, G,(1990),“Spline Models for Observational Data, Society for Industrial and Applied Mathematics”. Philadelphia : Pennsylvania.
- Walpole RE and Raymond H. Myers (2003) *Probabilitas dan statistika untuk teknik dan sains*. Edisi ke – 6. Jakarta : Prenhallindo

## BIODATA PENULIS



**Herlina Jusuf** lahir di Gorontalo pada 1 Oktober 1963, bekerja sebagai dosen tetap di Almamaternya Universitas Negeri Gorontalo (UNG) sejak tahun 1988 sampai dengan sekarang dengan home base dosen di Jurusan Kesehatan Masyarakat Fakultas Olahraga dan Kesehatan Universitas Negeri Gorontalo untuk mata kuliah Biostatistika. Lulus S1 dari di FKIP UNSRAT pada 1987 Jurusan Matematika. Pada tahun 2002 menyelesaikan studi S2 di Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Airlangga Surabaya dengan peminatan Biostatistika dan pada tahun 2013 menyelesaikan S3 pada Universitas yang sama di Ilmu Kesehatan dengan kajian disertasi bidang Biostatistika. Sejak tahun 2002 sampai sekarang mengasuh mata kuliah Biostatistika untuk program S1 di Jurusan Kesehatan, Farmasi dan Keperawatan baik di dalam dan di luar Almamater di daerahnya.