

***PARTIAL LEAST SQUARE LOGISTIC REGRESSION
DENGAN VARIABEL RESPON ORDINAL***

SKRIPSI

oleh:
DIYAH KRISTIANAWATI
0310950012



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2007**

**PARTIAL LEAST SQUARE LOGISTIC REGRESSION
DENGAN VARIABEL RESPON ORDINAL**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

oleh:

**DIYAH KRISTIANAWATI
0310950012**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2007**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

***PARTIAL LEAST SQUARE LOGISTIC REGRESSION
DENGAN VARIABEL RESPON ORDINAL***

SKRIPSI

Oleh:
DIYAH KRISTIANAWATI
0310950012

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 3 Desember 2007
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Pembimbing I

Pembimbing II

Dr.Ir. Solimun, MS
NIP. 131 691 692

Suci Astutik, SSI., MSi
NIP. 132 233 148

Mengetahui,
a.n. Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya
Sekretaris,

Dra. Ani Budi Astuti, MSi
NIP. 131 993 385

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda-tangan di bawah ini :

Nama : **DIYAH KRISTIANAWATI**
NIM : **0310950012**
Program Studi : **STATISTIKA**
Penulis Skripsi berjudul :

***PARTIAL LEAST SQUARE LOGISTIC REGRESSION
DENGAN VARIABEL RESPON ORDINAL***

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 3 Desember 2007

Yang menyatakan,

Diyah Kristianawati
NIM. 0310950012

PARTIAL LEAST SQUARE LOGISTIC REGRESSION DENGAN VARIABEL RESPON ORDINAL

ABSTRAK

Analisis regresi logistik merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon kategori dengan variabel penjelas numerik maupun kategori. Asumsi penting dalam regresi logistik berganda yaitu tidak terdapat hubungan linier antar variabel penjelas atau disebut asumsi non-multikolinieritas. Apabila terdapat multikolinieritas maka hasil pendugaan koefisien regresi akan tidak akurat, dan tidak dapat ditentukan variabel penjelas yang benar-benar mempengaruhi variabel respon. Salah satu metode yang bisa digunakan jika data disifati multikolinieritas adalah kombinasi antara regresi PLS dan regresi logistik dengan variabel respon ordinal, dan kombinasi ini disebut dengan *PLS Ordinal Logistic Regression* (PLSOLR). Regresi PLS didasarkan pada pembentukan komponen dimana komponen yang terbentuk merupakan kombinasi linier dari variabel penjelas dan antar komponen yang terbentuk saling bebas. Pada penelitian ini PLSOLR diterapkan pada 15 data sekunder dengan asumsi non-multikolinieritas terpenuhi sebanyak 4 data dan 11 data asumsi nonmultikolinieritas terpenuhi. Pembentukan model pada data yang memenuhi asumsi ataupun tidak adalah sama, dan dari hasil penelitian diketahui bahwa komponen PLSOLR hanya melibatkan variabel penjelas yang signifikan, atau dengan kata lain komponen tidak terbentuk jika tidak ada variabel penjelas yang signifikan mempengaruhi variabel respon. Berdasarkan 11 data yang memenuhi asumsi non-multikolinieritas, dengan uji t untuk Q^2 diperoleh kesimpulan bahwa PLSOLR dan OLR memberikan hasil yang sama.

PARTIAL LEAST SQUARE LOGISTIC REGRESSION WITH ORDINAL DEPENDENT VARIABLE

ABSTRACT

Logistic regression analysis is one kind of analysis which used to determine relations between categorical dependent variables and numerical explanatory or categorical variables. The most important assumption in multiple logistic regression is no linier relationship among explanatory variables or non multicollinearity assumptions. If multicollinearity is ocurred, then estimated regression coefficients is not accurate, and the explanatory variables which influence respons variable can not be determined. One of the methods that can be used to data with multicollinearity is PLS Ordinal Logistic Regression (PLSOLR). PLSOLR is the combination between PLS regresion and logistic regression with ordinal respons variables. PLS regression based on component forming which are the combination of explanatory variables and among those components are inependent. In this research PLSOLR used to15 secondary data. Those 15 data consist of 4 data with multicollinearity and 11 data without multicollinearity. Model forming are same for all data. From this research, can be concluded that PLSOLR components formed by only significant explanatory variables or in other words those components will not formed if there are no significant explanatory variables which influence respons variables. Based 11 data non-multicollinearity, using the value of cross validation Q^2 , the result of t-test concluded that both model are equal.

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT karena berkat rahmat dan hidayahNYA, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "*Partial Least Square Logistic Regression Dengan Variabel Respon Ordinal*".

Partial Least Square Ordinal Logistic Regression (PLSOLR) merupakan kombinasi antara Regresi PLS dan Regresi Logistik dengan variabel respon ordinal. Analisis PLSOLR didasarkan pada pembentukan komponen di mana komponen tersebut merupakan kombinasi linier dari variabel penjelas. Antar komponen yang terbentuk saling bebas sehingga mampu mengatasi terjadinya kasus multikolinieritas.

Dalam menyusun skripsi, penulis telah memperoleh banyak bantuan dan dukungan dari berbagai pihak, maka pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr.Ir. Solimun, MS selaku dosen pembimbing I dan Ibu Suci Astutik, SSi., MSi selaku dosen pembimbing II atas bimbingan dan masukan yang telah diberikan.
2. Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS; Ibu Ir. Soepraptini, MSc dan Bapak Adji Achmad Rinaldo Fernandes, SSi., MSc. selaku dosen penguji.
3. Bapak Dr. Agus Suryanto, MSc selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya Malang.
4. Semua staf dan karyawan Jurusan Matematika.
5. Ibu, mbak, mas dan semua keluarga di Ponorogo atas perhatian, doa dan dukungan yang diberikan selama ini.
6. Adie Prima Wisma, ST atas doa serta motivasinya.
7. Teman-teman kontrakan Wagil 1/12 atas semua bantuan yang telah diberikan
8. Teman-teman Statistika 2003 atas bantuan, motivasi, doa, dan kebersamaan yang menyenangkan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu kritik dan saran dari pembaca sangat diharapkan untuk perbaikan skripsi ini. Penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi pembaca.

Malang, 3 Desember 2007

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
ABSTRAK/ ABSTRACT	iv
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	2
1.4 Manfaat Penelitian	2
1.5 Batasan Masalah	2
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Ordinal Logistic Regression</i> (OLR)	3
2.1.1 Pendugaan Parameter	5
2.1.2 Signifikansi Parameter (OLR)	7
2.2 Multikolinieritas	8
2.3 <i>Partial Least Square Ordinal Logistic Regression</i>	9
2.3.1 Pembentukan Komponen	11
2.3.2 Transformasi Model	12
2.3.3 Signifikansi Parameter	12
2.4 <i>Model Predictivity</i>	14
2.5 Pengujian Nilai Q^2 antara <i>Ordinal Logistic Regression</i> (OLR) dengan <i>Partial Least Square Ordinal Logistic Regression</i> (PLSOLR)	15
BAB III METODE PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	17
3.2 Metode Penelitian	17

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pemeriksaan Asumsi Non-Multikolinieritas	23
4.2 Analisis melalui PLSOLR	24
4.2.1 Pembentukan Komponen	24
4.2.2 Regresi Logistik y dengan Komponen k_p	28
4.2.3 Transformasi Model dan Signifikansi Parameter	29
4.3 Model Predictivity	34

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	37
5.2 Saran	37

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

39
45



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

20

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Ringkasan Data Penelitian	17
Tabel 4.1	Uji Asumsi Non-Multikolinieritas	23
Tabel 4.2	Komponen k_1	25
Tabel 4.3	Komponen k_2	26
Tabel 4.4	Komponen k_3	27
Tabel 4.5	Komponen k_4	27
Tabel 4.6	Model Logit k_n terhadap y	29
Tabel 4.7	Nilai Q^2	34



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Data	45
Lampiran 2.	Langkah – Langkah Menggunakan <i>Macro Minitab</i>	53
Lampiran 3.	<i>Macro Partial Least Square Ordinal Logistic Regression</i>	54
Lampiran 4.	Nilai VIF (<i>Variance Inflation Factor</i>)	60
Lampiran 5.	Koefisien a_{q1} dan w_{q1}	64
Lampiran 6.	Koefisien a_{q2} dan w_{q2}	70
Lampiran 7.	Koefisien a_{q3} dan w_{q3}	76
Lampiran 8.	Koefisien a_{q4} dan w_{q4}	78
Lampiran 9.	Koefisien a_{q5}	79
Lampiran 10.	Regresi Logistik y dengan k_h	80
Lampiran 11.	Transformasi Model dan Signifikansi Parameter	85
Lampiran 12.	Uji t Berpasangan	90



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Partial Least Square (PLS) diperkenalkan oleh Herman Wold tahun 1975, di mana PLS dikembangkan pada regresi dengan variabel respon numerik dan merupakan metode reduksi variabel yang dapat digunakan untuk membentuk model ketika asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi. PLS dengan variabel respon numerik merupakan iterasi dari *Ordinary Least Square* (OLS) (Bastien *et al.*, 2004).

Pada kenyataan yang ada banyak bidang ilmu yang menggunakan variabel respon kategori. Tahun 2002, Bastien *et al.* memperkenalkan PLS dengan variabel respon kategori lebih dari dua dan berskala ordinal yang disebut *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* (PLSOLR). Metode analisis ini merupakan kombinasi antara PLS dengan *Ordinal Logistic Regression* (OLR).

Ordinal Logistic Regression merupakan bagian dari regresi logistik. Regresi logistik merupakan analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon yang berupa data kategori dengan variabel penjelas baik data kategori ataupun data numerik. Regresi logistik sering digunakan untuk variabel respon yang mempunyai dua kategori (biner) yaitu ya (sukses) dan tidak (gagal), tetapi sering pula terdapat kasus pada variabel respon dengan kategori lebih dari dua (politomus). Regresi logistik dengan variabel respon berskala ordinal dan mempunyai kategori lebih dari dua disebut dengan *Ordinal Logistic Regression*.

PLSOLR didasarkan pada pembentukan komponen dengan iterasi menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), di mana MLE sebagai metode pendugaan parameter pada *Ordinal Logistic Regression*. Komponen yang terbentuk merupakan kombinasi linier dari variabel penjelas, di mana pembentukan komponen tidak hanya melibatkan variabel penjelas tetapi juga melibatkan variabel respon. Menurut Liu *et al.* (2006), selain mampu membentuk model ketika asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi, PLSOLR juga digunakan untuk meningkatkan keakuratan prediksi klasifikasi variabel respon. Oleh karena itu pada skripsi ini akan dijelaskan pembentukan model regresi logistik pada data yang

memenuhi asumsi non-multikolinieritas dan pada data yang tidak memenuhi asumsi non-multikolinieritas.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu bagaimana pembentukan model PLS *Ordinal Logistic Regression* dan bagaimana keefektifan penerapan PLS *Ordinal Logistic Regression*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penulisan penelitian ini adalah :

Mempelajari pembentukan model PLS *Ordinal Logistic Regression* dan mengetahui keefektifan PLS *Ordinal Logistic Regression*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini adalah pemahaman dan penggunaan PLS *Ordinal Logistic Regression* pada regresi logistik dengan variabel respon ordinal.

1.5 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, hanya melibatkan variabel respon ordinal dan memiliki kategori lebih dari dua dengan model Logit dan studi kasus hanya melibatkan 15 data.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Regresi logistik merupakan metode analisis untuk mengetahui bentuk hubungan antara satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel penjelas, di mana variabel respon berupa data kategori dan variabel penjelas berupa data kategori maupun data numerik. Model regresi logistik sebagai alat prediksi peluang suatu kategori dari variabel respon jika variabel penjelas diketahui dan sebagai alat untuk klasifikasi. Regresi logistik yang melibatkan variabel penjelas lebih dari satu biasa disebut regresi logistik berganda. Jika variabel respon mempunyai dua kategori (sukses atau gagal) maka disebut variabel respon biner dan didasarkan pada distribusi binomial. Jika variabel respon mempunyai lebih dari dua kategori disebut variabel respon politomus dan didasarkan pada distribusi multinomial (Hosmer dan Lemeshow, 1989).

2.1 *Ordinal Logistic Regression*

Pada berbagai kasus sering dijumpai variabel respon pada regresi logistik mempunyai kategori lebih dari dua. Menurut Fahrmeir dan Gerhard (1994), apabila terdapat variabel respon dengan k kategori berskala ordinal dengan k lebih dari dua maka digunakan *Ordinal Logistic Regression* (OLR) dan model ini didasarkan pada peluang kumulatif. Menurut Fox dan Andersen (2004) variabel respon dengan k kategori dapat dipandang sebagai k kelas pada variabel kontinu tak teramati. Bentuk hubungan antara variabel respon teramati (*observable respon variable*) dengan variabel respon tak teramati (*unobservable respon variable*) dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{untuk } u_i \leq \theta_1 \\ 2 & \text{untuk } \theta_1 < u_i \leq \theta_2 \\ \vdots & \\ k-1 & \text{untuk } \theta_{k-2} < u_i \leq \theta_{k-1} \\ k & \text{untuk } \theta_{k-1} < u_i \end{cases}$$

dengan asumsi :

$$u_i = -(\beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}) + v_i \quad (2.1)$$

di mana :

- u_i = variabel respon tak teramati
- y_i = variabel respon teramati
- x_{i1}, \dots, x_{ip} = variabel penjelas
- v_i = residual
- β_1, \dots, β_p = koefisien variabel penjelas
- $\theta_1, \dots, \theta_{k-1}$ = batas untuk variabel respon tak teramati
- n = banyaknya pengamatan ($i = 1, 2, \dots, n$)
- p = banyaknya variabel penjelas ($q = 1, 2, \dots, p$)
- k = banyaknya kategori variabel respon ($j = 1, 2, \dots, k$)

Jadi dapat dijelaskan bahwa variabel respon ordinal juga dapat sebagai kelas-kelas dari variabel respon kontinu tak teramati yang mempunyai batasan dengan batasan yang tidak diketahui nilainya.

Peluang kumulatif untuk variabel respon adalah:

$$\begin{aligned}
 P(y_i \leq j) &= P(u_i \leq \theta_j) \\
 &= P(-(\beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}) + v_i \leq \theta_j) \\
 &= P(v_i \leq \theta_j + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}) \\
 &= F(v_i)
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

Karena e_i diasumsikan berdistribusi logistik dengan fungsi kumulatif:

$$\begin{aligned}
 F(v_i) &= \frac{1}{1 + \exp(-v_i)} \\
 &= \frac{\exp(v_i)}{1 + \exp(v_i)}
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

maka peluang kumulatif variabel respon persamaan (2.2) dapat dituliskan dengan:

$$P(y_i \leq j) = \frac{\exp(\theta_j + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip})}{1 + \exp(\theta_j + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip})} \tag{2.4}$$

di mana $j = 1, 2, \dots, k-1$, dan model logit untuk peluang kumulatif adalah:

$$\begin{aligned}
 \text{logit } P(\mathbf{y} \leq \mathbf{j}) &= \log \left(\frac{P(\mathbf{y} \leq \mathbf{j})}{1 - P(\mathbf{y} \leq \mathbf{j})} \right) \\
 &= \log \left(\frac{\exp(\theta_j + \beta' \mathbf{X})}{1 + \exp(\theta_j + \beta' \mathbf{X})} \right) \\
 &= \log \left(\frac{\exp(\theta_j + \beta' \mathbf{X})}{1 - \frac{\exp(\theta_j + \beta' \mathbf{X})}{1 + \exp(\theta_j + \beta' \mathbf{X})}} \right)
 \end{aligned}$$

$$g(\boldsymbol{\mu}) = \theta_j + \beta' \mathbf{X} \tag{2.5}$$

dimana:

$g(\boldsymbol{\mu}) = \text{logit } P(\mathbf{y} \leq \mathbf{j})$

$\mathbf{y}_{(n \times 1)}$ = vektor variabel respon

$\mathbf{X}_{(n \times p)} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_p)'$ adalah matriks p variabel penjelas

$\boldsymbol{\beta}_{(p \times 1)} = (\beta_1, \dots, \beta_p)'$ adalah vektor koefisien model logit

θ_j = intersep model logit ke-j ($j = 1, 2, \dots, k-1$)

Regresi logistik untuk k kategori variabel respon ordinal dengan persamaan (2.5) disebut *Ordinal Logistic Regression* (Berrington *et al*).

Model logit untuk variabel respon ordinal juga biasa disebut dengan *Cumulative Logit Model* karena didasarkan pada peluang kumulatif dari variabel respon untuk tiap kategori. *Ordinal logistic Regression* biasa juga disebut dengan *Proportional Odds Model* (POM) karena koefisien variabel penjelas (β) untuk j model logit tidak tergantung pada kategori variabel respon atau sama untuk j model logit sehingga. (McCullagh dan Nelder, 1989).

Berdasarkan persamaan (2.3), untuk variabel respon dengan kategori $j = 1, 2, \dots, k$ dengan peluang kumulatif $P(\mathbf{y}_i \leq j) = \boldsymbol{\pi}_1(\mathbf{X}) + \dots + \boldsymbol{\pi}_j(\mathbf{X})$, maka diperoleh $\boldsymbol{\pi}_j(\mathbf{X})$ yang merupakan peluang terjadinya j kategori variabel respon \mathbf{y} dengan persamaan :

$$\begin{aligned} P(\mathbf{y} = j) &= \boldsymbol{\pi}_j(\mathbf{X}) \\ &= P(\mathbf{y} \leq j) - P(\mathbf{y} \leq j-1) \\ &= \frac{\exp(\theta_j + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X})}{1 + \exp(\theta_j + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X})} - \frac{\exp(\theta_{j-1} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X})}{1 + \exp(\theta_{j-1} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X})} \end{aligned} \quad (2.6)$$

2.1.1 Pendugaan Parameter

Metode pendugaan parameter pada *Ordinal Logistic Regression* (OLR) menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Jika variabel respon $\mathbf{y} \sim \text{Multinomial}(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k; n; \boldsymbol{\pi}_1, \boldsymbol{\pi}_2, \dots, \boldsymbol{\pi}_k)$ maka fungsi *likelihood* untuk pengamatan \mathbf{y} adalah :

$$\ell(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n (\boldsymbol{\pi}_1(\mathbf{X}))^{y_{1i}} (\boldsymbol{\pi}_2(\mathbf{X}))^{y_{2i}} \dots (\boldsymbol{\pi}_k(\mathbf{X}))^{y_{ki}} \quad (2.7)$$

di mana:

\mathbf{y}_j = vektor variabel respon untuk j kategori ($j = 1, \dots, k$)

n = total pengamatan = $y_{1i} + y_{2i} + \dots + y_{ki}$

$\boldsymbol{\pi}_j(\mathbf{X})$ = vektor peluang untuk y_j

Fungsi *log likelihood* untuk persamaan (2.7) :

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) &= \sum_{i=1}^n \{y_{1i} \log(\boldsymbol{\pi}_1(\mathbf{X})) + y_{2i} \log(\boldsymbol{\pi}_2(\mathbf{X})) + \dots + y_{ki} \log(\boldsymbol{\pi}_k(\mathbf{X}))\} \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_{1i} \log\left(\frac{e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) + y_{2i} \log\left(\frac{e^{\theta_2 + \beta' \mathbf{X}} - e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{(1 + e^{\theta_2 + \beta' \mathbf{X}})(1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}})}\right) + \dots \right. \\ &\quad \left. \dots + y_{ki} \log\left(1 - \frac{e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right\} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Nilai $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \dots \theta_{k-1}]$ dan $\boldsymbol{\beta}' = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p]$ diperoleh dari turunan fungsi *loglikelihood*, dengan turunan pertama adalah :

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \theta_1} &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_{1i} \left(1 - \frac{e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) + y_{2i} \left(\frac{e^{\theta_1}}{e^{\theta_2 - \theta_1}} - \frac{e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right\} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \theta_j} &= \sum_{i=1}^n \left\{ (y_j - y_{j-1}) \left(\frac{e^{\theta_j}}{e^{\theta_j} - e^{\theta_{j-1}}} - \frac{e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right. \\ &\quad \left. + (y_{j+1} - y_j) \left(-\frac{e^{\theta_j}}{e^{\theta_{j+1}} - e^{\theta_j}} - \frac{e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right\} = 0, \quad j = 2, \dots, k-2 \\ \frac{\partial L}{\partial \theta_{k-1}} &= \sum_{i=1}^n \left\{ (y_{k-1} - y_{k-2}) \left(\frac{e^{\theta_{k-1}}}{e^{\theta_{k-1}} - e^{\theta_{k-2}}} - \frac{e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right. \\ &\quad \left. - (n - y_{k-1}) \left(\frac{e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right\} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_1 \left(\mathbf{X} - \frac{\mathbf{x}_j e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) + (y_2 - y_1) \times \left(\mathbf{X}_j - \frac{\mathbf{x}_j e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}} - \frac{\mathbf{x}_j e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_1 + \beta' \mathbf{X}}}\right) + \right. \\ &\quad \left. \dots + (1 - y_{k-1}) \left(-\frac{\mathbf{x}_j e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}{1 + e^{\theta_{k-1} + \beta' \mathbf{X}}}\right) \right\} = 0 \end{aligned}$$

(Hyun, 2004)

Untuk mendapatkan nilai $\boldsymbol{\theta}$ dan $\boldsymbol{\beta}$ diperlukan suatu metode numerik untuk mempermudah perhitungan karena fungsi *loglikelihood* merupakan fungsi non linier. Metode numerik yang digunakan yaitu Newton-Raphson.

2.1.2 Signifikansi Parameter *Ordinal Logistic Regression*

Pengujian signifikansi parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui pengaruh variabel penjelas terhadap variabel respon secara individu menggunakan uji Wald dengan hipotesis :

$$H_0 : \beta_q = 0 \quad \text{lawan}$$

$$H_1 : \beta_q \neq 0$$

dengan statistik uji :

$$W = \frac{\hat{\beta}_q}{\text{se}_{(\hat{\beta}_q)}} \sim Z_{(\alpha/2)} \quad (2.9)$$

jika $W \geq Z_{(\alpha/2)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka keputusannya tolak H_0 dengan kesimpulan variabel penjelas signifikan mempengaruhi variabel respon (Anonymous^b).

$\text{se}_{(\hat{\beta}_q)}$ merupakan *standard error* dan merupakan akar dari elemen diagonal $\text{Cov}(\hat{\beta}_q) = [\mathbf{X}'\mathbf{V}\mathbf{X}]^{-1}$, di mana :

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11} & \mathbf{V}_{12} & \cdots & \mathbf{V}_{1(j-1)} \\ \mathbf{V}_{21} & \mathbf{V}_{22} & \cdots & \mathbf{V}_{2(j-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{V}_{(j-1)1} & \mathbf{V}_{(j-1)2} & \cdots & \mathbf{V}_{(j-1)(j-1)} \end{bmatrix}$$

Matriks \mathbf{V} berukuran $n(k-1) \times n(k-1)$, dengan setiap submatriks $\mathbf{V}_{j\ell}$ adalah matriks diagonal berukuran $n \times n$. Elemen diagonal submatriks $\mathbf{V}_{j\ell}$ adalah :

- $\hat{\pi}_j(\mathbf{X}_i)(1 - \hat{\pi}_j(\mathbf{X}_i))$, jika $j = \ell$
- $-\hat{\pi}_j(\mathbf{X}_i)\hat{\pi}_\ell(\mathbf{X}_i)$, jika $j \neq \ell$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \mathbf{X}_2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \cdots & \cdots & \mathbf{X}_{k-1} \end{bmatrix}$$

Matriks \mathbf{X} berukuran $n(k-1) \times (p+1)(k-1)$ merupakan matriks variabel penjelas untuk masing-masing model logit ($j = 1, 2, \dots, k-1$). Setiap submatriks $\mathbf{X}_1 \dots \mathbf{X}_{k-1}$ (matriks berukuran $n \times (p+1)$) mempunyai elemen :

$$\mathbf{X}_j = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

(Anonymous^a, 2007).

2.2 Multikolinieritas

Menurut Myers *et al.*, analisis regresi selain bertujuan untuk mengetahui hubungan antara variabel penjelas dengan variabel respon juga digunakan untuk menentukan variabel-variabel penyusun model dan untuk prediksi. Pada analisis regresi berganda yaitu analisis regresi yang melibatkan beberapa variabel penjelas, terdapat asumsi non-multikolinieritas. Multikolinieritas adalah terjadinya hubungan linear antar variabel penjelas. Terjadinya multikolinieritas akan menimbulkan masalah untuk penentuan variabel-variabel penyusun model.

Multikolinieritas dapat terjadi karena $\text{rank}(\mathbf{X}) < p$ (p adalah banyaknya variabel penjelas), matriks $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ tidak dapat dicari inversnya karena matriks $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ bersifat singular atau mempunyai determinan sama dengan nol, sehingga hasil pendugaan tidak akan unik (Toutenburg, 2002).

Menurut Hosmer dan Lemeshow (1989), analisis regresi logistik berganda sensitif terhadap adanya hubungan linier antar variabel penjelas atau terjadinya multikolinieritas. Multikolinieritas bisa timbul ketika model yang dispesifikasikan tidak tepat dan banyaknya variabel penjelas lebih kecil dibandingkan dengan ukuran sampel n . Menurut Aguilera *et al.* (2005) salah satu cara untuk mengatasinya adalah dengan *Partial Least Square Regression*.

Menurut Berka (2007), pemeriksaan multikolinieritas dapat dilakukan dengan *Variance Inflation Factor* (VIF), dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{VIF}_p = \frac{1}{1 - R_p^2}, p = 1, \dots, q \quad (2.10)$$

di mana R_p^2 merupakan koefisien determinasi ganda jika x_p diregresikan dengan $p-1$ variabel lainnya. Asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi jika nilai $\text{VIF}_p > 10$.

2.3 Partial Least Square Ordinal Logistic Regression

Abdi (2003) menjelaskan bahwa *Partial Least Square Regression* yang pertama kali dikembangkan pada ilmu sosial oleh Herman Wold tahun 1966 sangat bermanfaat untuk memprediksi nilai variabel respon dari sejumlah besar variabel penjelas saat terjadi kasus multikolinieritas. Menurut Aguilera *et al.* (2005), pada perkembangannya *Partial Least Square Regression* (PLSR) banyak digunakan pada ilmu kimia untuk mengetahui hubungan variabel respon dengan variabel penjelas di mana banyaknya variabel penjelas lebih besar dari banyaknya pengamatan.

Partial Least Square Regression juga dikembangkan pada ilmu biologi sebagai metode reduksi variabel. Reduksi variabel dilakukan dengan membentuk variabel baru yang biasa disebut dengan komponen. Banyaknya komponen yang terbentuk adalah kurang dari atau sama dengan dimensi terkecil matriks variabel penjelas (komponen $\leq \min(n,p)$) dan antar komponen yang terbentuk saling bebas sehingga mampu mengatasi tidak terpenuhinya asumsi non-multikolinieritas (Jian *et al.*, 2006).

Konsep dasar (PLSR) adalah menguraikan variabel respon dan variabel penjelas dengan persamaan :

$$\mathbf{X} = \mathbf{K}\mathbf{P}' + \mathbf{E} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{K}\mathbf{c}' + \mathbf{f} \quad (2.12)$$

dimana:

$\mathbf{X}_{(n \times p)}$ = matriks variabel penjelas (p adalah banyaknya variabel penjelas)

$\mathbf{y}_{(n \times 1)}$ = vektor variabel respon

$\mathbf{K}_{(n \times m)}$ = matriks komponen PLSR

$\mathbf{P}_{(p \times m)}$ = matriks koefisien komponen PLSR

$\mathbf{c}_{(1 \times m)}$ = vektor koefisien PLSR

$\mathbf{E}_{(n \times p)}$ = matriks residual dari \mathbf{X}

$\mathbf{f}_{(n \times 1)}$ = vektor residual dari \mathbf{y}

m = banyaknya komponen PLSR

n = banyaknya pengamatan

\mathbf{K} komponen PLSR merupakan kombinasi linier dari variabel penjelas, dengan persamaan :

$$\mathbf{K} = \mathbf{X}\mathbf{W} \quad (2.13)$$

di mana $\mathbf{W}_{(p \times m)}$ adalah matriks pembobot, dan untuk masing-masing komponen \mathbf{k}_h dapat dituliskan dengan persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\mathbf{k}_1 &= w_{11}\mathbf{x}_1 + w_{21}\mathbf{x}_2 + \dots + w_{p1}\mathbf{x}_p \\
\dots &= \dots \\
\mathbf{k}_h &= w_{1h}\mathbf{x}_1 + w_{2h}\mathbf{x}_2 + \dots + w_{ph}\mathbf{x}_p
\end{aligned}
\tag{2.14}$$

dimana $h = 1, 2, \dots, m$ dan dari persamaan (2.14) diperoleh skor komponen (Bouleisteix dan Strimmert, 2005).

Bastien *et al.* (2004) mengemukakan bahwa dari persamaan (2.12) koefisien \mathbf{c}_h yang diduga dengan regresi berganda \mathbf{k}_h terhadap \mathbf{y} jika dikembalikan dalam bentuk variabel penjelas asal maka prediksi bagi variabel respon dapat diperoleh dengan :

$$\hat{\mathbf{y}} = \hat{\beta}_1\mathbf{x}_1 + \hat{\beta}_2\mathbf{x}_2 + \dots + \hat{\beta}_p\mathbf{x}_p
\tag{2.15}$$

Menurut Ding dan Gentleman (2004), kasus-kasus pada banyak bidang ilmu tidak selalu melibatkan variabel respon dengan data numerik, sehingga dikembangkan pula PLSR untuk *Generalized Linear Models* (GLM) yang digunakan jika variabel respon berupa data non-numerik (kategori). Nguyen dan Rocke (2003), menjelaskan GPLS pada regresi logistik dengan variabel respon kategori digunakan untuk klasifikasi jaringan penyakit tumor.

Bastien *et al.* (2004) menyatakan bahwa *Partial Least Square Regression* merupakan model yang menghubungkan variabel respon \mathbf{y} data numerik dengan variabel penjelas \mathbf{X} data numerik maupun non-numerik. Sedangkan pada modifikasi PLSR dengan GLM untuk variabel respon non-numerik disebut dengan *Partial Least Square Generalized Linear Regression* (PLS-GLR).

Secara umum model PLS-GLR dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\mu}) = c_1\mathbf{k}_1 + c_2\mathbf{k}_2 + \dots + c_h\mathbf{k}_h
\tag{2.16}$$

di mana $\mathbf{g}(\boldsymbol{\mu})$ adalah fungsi *link*.

PLS-GLR untuk regresi logistik disebut dengan *Logistic Partial Least Square* (LPLS). Bastien, Vinzi dan Tenenhaus tahun 2002 memperkenalkan PLS *Ordinal Logistic Regression* (PLSOLR). PLSOLR merupakan pengembangan antara *Partial Least Square Regression* dengan *Ordinal Logistic Regression* yaitu ketika variabel respon berskala ordinal, sehingga $\mathbf{g}(\boldsymbol{\mu})$ pada persamaan (2.17) merupakan logit $P(\mathbf{y} \leq \mathbf{j})$ pada persamaan (2.5). Pendugaan parameter untuk model ini dilakukan dengan MLE (*Maximum Likelihood Estimation*).

2.3.1 Pembentukan Komponen

Menurut Bastien *et al.* (2004), tiap-tiap tahap algoritma pada pembentukan model PLS *Ordinal Logistic Regression* dilakukan dengan OLR.

Pembentukan \mathbf{k}_h komponen PLSOLR untuk $h = 1, 2, \dots, m$ dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$\mathbf{k}_h = w_{1h}\mathbf{x}_1 + w_{2h}\mathbf{x}_2 + \dots + w_{ph}\mathbf{x}_p \quad (2.17)$$

dan

$$\mathbf{w}_h = \frac{\mathbf{a}_h}{\|\mathbf{a}_h\|} \quad (2.18)$$

vektor koefisien \mathbf{a}_h dengan elemen a_{qh} merupakan koefisien regresi bagi variabel penjelas dari :

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\mu}) = \boldsymbol{\alpha}_j + c_1\mathbf{k}_1 + \dots + c_{h-1}\mathbf{k}_{h-1} + a_{qh}\mathbf{x}_{qh} + \text{residual} \quad (2.19)$$

Dan untuk tiap-tiap \mathbf{x}_{qh} diperoleh dengan persamaan

$$\mathbf{x}_{q(h)} = \mathbf{x}_{q(h-1)} - p_{q1}\mathbf{k}_1 - \dots - p_{q(h-1)}\mathbf{k}_{h-1} \quad (2.20)$$

di mana

\mathbf{k}_h = vektor komponen PLSOLR ke- h berukuran $(n \times 1)$

\mathbf{w}_h = vektor pembobot \mathbf{x}_q pada komponen \mathbf{k}_h berukuran $(p \times 1)$

$\boldsymbol{\alpha}_j$ = vektor intersep regresi logistik ($j = 1, \dots, k-1$)

$c_1 \dots c_{h-1}$ = koefisien regresi logistik untuk $\mathbf{k}_1 \dots \mathbf{k}_{h-1}$

a_{qh} = koefisien regresi logistik untuk tiap-tiap \mathbf{x}_{qh}

\mathbf{x}_{qh} = vektor q variabel penjelas berukuran $(n \times 1)$

$p_{q1} \dots p_{q(h-1)}$ = koefisien komponen \mathbf{k}_h

Untuk komponen \mathbf{k}_1 , $\mathbf{x}_{qh} = \mathbf{x}_{q(0)} = \mathbf{x}_q$ dengan \mathbf{x}_q adalah vektor variabel penjelas awal atau sebagai vektor inisialisasi (Vega Vilca, 2004).

Penghitungan komponen \mathbf{k}_h dilakukan sampai didapatkan matriks \mathbf{X} menjadi matriks nol ($\mathbf{0}$), atau jika sudah tidak terdapat lagi koefisien a_{qh} yang signifikan berdasarkan persamaan (2.20). Jika telah terbentuk komponen \mathbf{k}_h , maka dilakukan regresi logistik \mathbf{k}_h terhadap \mathbf{y} , dan sesuai dengan persamaan (2.16) regresi tersebut dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{logit}(P(\mathbf{y} \leq 1)) &= \theta_1 + c_1\mathbf{k}_1 + c_2\mathbf{k}_2 + \dots + c_m\mathbf{k}_m \\ \text{logit}(P(\mathbf{y} \leq 2)) &= \theta_2 + c_1\mathbf{k}_1 + c_2\mathbf{k}_2 + \dots + c_m\mathbf{k}_m \\ &\vdots \end{aligned} \quad (2.21)$$

$$\text{logit}(P(\mathbf{y} \leq k-1)) = \theta_{k-1} + c_1\mathbf{k}_1 + c_2\mathbf{k}_2 + \dots + c_m\mathbf{k}_m$$

Model logit pada persamaan (2.21) disebut dengan *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* (Bastien *et al.*, 2004).

2.3.2 Transformasi Model

Partial Least Square Regression sebagai model yang menghubungkan variabel penjelas dengan variabel respon dengan tujuan awal ingin mengetahui bentuk hubungan variabel penjelas \mathbf{X} dengan variabel respon \mathbf{y} , maka berdasarkan model yang sudah terbentuk dari persamaan (2.21) dilakukan transformasi model dalam bentuk variabel penjelas asal atau variabel penjelas \mathbf{X} . Transformasi dilakukan dengan mensubstitusikan persamaan (2.14) ke persamaan (2.21), dengan model hasil transformasi dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{logit}(P(\mathbf{y} \leq 1)) &= \theta_1 + \beta_1 \mathbf{x}_1 + \beta_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \beta_p \mathbf{x}_p \\ \text{logit}(P(\mathbf{y} \leq 2)) &= \theta_2 + \beta_1 \mathbf{x}_1 + \beta_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \beta_p \mathbf{x}_p \\ &\vdots \\ \text{logit}(P(\mathbf{y} \leq k-1)) &= \theta_{k-1} + \beta_1 \mathbf{x}_1 + \beta_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \beta_p \mathbf{x}_p \end{aligned} \quad (2.22)$$

di mana $\theta_1, \dots, \theta_{k-1}$ adalah intersep dan β_1, \dots, β_p sebagai parameter PLS *ordinal logistic regression* untuk \mathbf{X} diperoleh dari :

$$\begin{aligned} \beta_1 &= c_1 \times w_{11} + c_2 \times w_{12} + \dots + c_m \times w_{1m} \\ \beta_2 &= c_1 \times w_{21} + c_2 \times w_{22} + \dots + c_m \times w_{2m} \\ &\vdots \\ \beta_p &= c_1 \times w_{p1} + c_2 \times w_{p2} + \dots + c_m \times w_{pm} \end{aligned} \quad (2.23)$$

2.3.2 Signifikansi Parameter

Pengaruh variabel penjelas terhadap variabel respon juga menjadi tujuan dari pembentukan model regresi, dan untuk mengetahui bagaimana pengaruh variabel penjelas terhadap variabel respon dilakukan uji signifikansi koefisien untuk masing-masing variabel penjelas. Uji koefisien untuk masing-masing variabel penjelas dilakukan dengan metode *bootstrap (resampling)* karena *Partial Least Square* merupakan metode analisis tanpa mengasumsikan adanya distribusi tertentu untuk pendugaan parameter (Anonymous^c).

Metode *bootstrap* diperkenalkan oleh Bradley Efron (1979) merupakan metode pengambilan sampel berulang secara acak yang dilakukan dengan pengembalian (*resampling*). Metode *bootstrap*

tidak memerlukan asumsi dan data tidak harus mengikuti suatu sebaran tertentu. Prinsip pada *bootstrap* adalah menduga parameter untuk setiap populasi dengan mengambil sampel berukuran n dari data asli dengan pengembalian dan dilakukan secara berulang. Metode ini bisa diterapkan untuk ukuran data kecil. (Efron dan Tibshirani, 1993).

Prinsip dalam metode *bootstrap* adalah pengambilan sampel berukuran n dari data asal $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ dengan hasil pengambilan sampel $\mathbf{x}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$. Pengambilan dilakukan sebanyak B ulangan ($b = 1, \dots, B$), dan \mathbf{x}^{*b} disebut sampel *bootstrap*.

Langkah-langkah dari metode *bootstrap* untuk penelitian ini adalah :

1. Diambil dari sampel asal \mathbf{X} dan $\mathbf{y} = (y, x_1, x_2, \dots, x_p)$ berukuran n
2. Dibentuk B sampel *bootstrap* dengan melakukan sebanyak b ulangan sampel *bootstrap* \mathbf{X}^{*b} dan \mathbf{y}^{*b} berukuran n dari \mathbf{X} dan \mathbf{y} . Pengambilan dilakukan secara acak dan dengan pengembalian. Pada tiap b sampel *bootstrap* dibentuk komponen PLS dan dibentuk model *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* sehingga didapatkan koefisien regresi logistik $\hat{\boldsymbol{\gamma}}^b = (\hat{\theta}_1^b, \dots, \hat{\theta}_{k-1}^b; \hat{\beta}_1^b, \dots, \hat{\beta}_p^b)$
3. Untuk tiap b pengulangan, dimana $b = 1, \dots, B$ dihitung simpangan baku dengan rumus :

$$S(\boldsymbol{\gamma}) = \sqrt{\frac{\sum_{b=1}^B (\hat{\boldsymbol{\gamma}}^b - \bar{\boldsymbol{\gamma}})^2}{B-1}} \quad (2.24)$$

di mana :

$$\bar{\boldsymbol{\gamma}} = \frac{\sum_{b=1}^B \hat{\boldsymbol{\gamma}}^b}{B} \quad (2.25)$$

Statistik uji signifikansi parameter yang dipergunakan yaitu :

$$Z_{\text{hitung}} = \frac{\hat{\boldsymbol{\gamma}}}{\text{se}(\hat{\boldsymbol{\gamma}})} \sim Z_{(\alpha/2)} \quad (2.26)$$

di mana $\text{se}(\hat{\boldsymbol{\gamma}})$ merupakan *standard error*. Uji signifikansi parameter $\boldsymbol{\gamma}$ dengan hipotesis :

$$H_0 : \boldsymbol{\gamma} = 0 \quad \text{lawan}$$

$$H_1 : \boldsymbol{\gamma} \neq 0$$

dimana γ merupakan parameter PLSOLR (yaitu $\theta_1, \dots, \theta_{k-1}$ dan β_1, \dots, β_p), jika $Z_{hitung} \geq Z_{(\alpha/2)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka keputusannya tolak H_0 artinya koefisien regresi layak digunakan dalam model.

2.4 Model Predictivity

Liu *et al.* (2006), menyatakan bahwa PLSOLR mampu meningkatkan keakuratan klasifikasi bagi variabel respon. Menurut Polanski *et al.* (2004), *model predictivity* dengan nilai *cross validation* Q^2 dapat digunakan untuk mengetahui seberapa baik klasifikasi yang dihasilkan dari model yang terbentuk. Nilai Q^2 model PLSOLR dibandingkan dengan nilai Q^2 model OLR untuk mengetahui keefektifan PLSOLR dalam meningkatkan keakuratan klasifikasi ketika data memenuhi asumsi non-multikolinieritas. Nilai Q^2 dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$Q^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.27)$$

dimana :

- Q^2 = nilai *cross validation*
- n = banyaknya pengamatan
- y_i = variabel respon pengamatan ke- i
- \hat{y}_i = nilai prediksi bagi y_i
- \bar{y} = rata-rata variabel respon = $n p$

di mana p adalah nilai peluang dari semua kejadian yang mungkin atau sebanyak k kejadian diperoleh dari fungsi peluang dengan rumus :

$$f(y_1, \dots, y_k, n, \pi_1, \dots, \pi_k) = \frac{n!}{y_1! \dots y_k!} (\pi_1)^{y_1} \dots (\pi_k)^{y_k} = p \quad (2.28)$$

dimana π_1, \dots, π_k adalah peluang untuk masing-masing kategori dengan kategori sebanyak k .

2.5 Pengujian Nilai Q^2 antara *Ordinal Logistic Regression* (OLR) dengan *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* (PLSOLR)

Nilai Q^2 untuk OLR dan PLSOLR memberikan kesimpulan yang berbeda atau tidak dapat diketahui dengan uji t berpasangan dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 : \mu_{\text{PLSOLR}} = \mu_{\text{OLR}} \quad \text{lawan}$$

$$H_1 : \mu_{\text{PLSOLR}} > \mu_{\text{OLR}}$$

dengan statistik uji yang digunakan adalah :

$$t_{\text{hitung}} = \frac{D}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \quad (2.29)$$

di mana :

D = selisih nilai Q^2 PLSOLR dengan OLR

$$= Q_{i,\text{PLSOLR}}^2 - Q_{i,\text{OLR}}^2 \quad (2.30)$$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (D_i - \bar{D})^2 \quad (2.31)$$

i = data 1, ..., data 11

n = banyaknya pengamatan (11 data)

μ_{OLR} = nilai tengah Q^2 OLR

μ_{PLSOLR} = nilai tengah Q^2 PLSOLR

jika $t_{\text{hitung}} > t_{(\alpha)}$ dengan db = $n-1$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka keputusannya tolak H_0 dengan kesimpulan PLSOLR lebih efektif daripada OLR.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari penelitian mahasiswa Universitas Brawijaya dan Institut Teknologi Sepuluh November :

Tabel 3.1 Ringkasan Data Penelitian

Data	Banyaknya Kategori Variabel Respon	Banyaknya Variabel Penjelas		
		Nominal	Ordinal	Interval/Rasio
1	3	8	2	2
2	3	4	1	3
3	3	2	3	1
4	3	1	2	2
5	3	0	0	4
6	3	0	1	6
7	4	0	0	5
8	3	0	0	8
9	3	1	5	0
10	3	1	4	0
11	3	0	0	8
12	4	7	0	5
13	3	1	6	0
14	4	0	0	18
15	3	0	0	5

3.2. Metode Penelitian

Analisis data dengan PLSOLR dan OLR dilakukan dengan *software* Minitab 13 dan dengan bantuan aplikasi *macro*, di mana PLSOLR merupakan iterasi menggunakan OLR, dan langkah-langkah analisis adalah sebagai berikut :

1. Memeriksa asumsi non-multikolinearitas dengan *Variance Inflation Factor* (VIF) seperti pada persamaan (2.10).

2. Jika nilai $VIF \leq 10$ atau asumsi non-multikolinieritas terpenuhi maka untuk selanjutnya pada data tersebut dibentuk model dengan OLR maupun PLSOLR. Tetapi jika $VIF > 10$ maka pada tersebut hanya bisa dibentuk model PLSOLR.
3. Pada data yang memenuhi asumsi, dilakukan regresi logistik x_q terhadap y untuk membentuk model OLR. Setelah model OLR diperoleh dihitung nilai Q^2 seperti pada persamaan (2.27).
4. Untuk semua data baik yang memenuhi asumsi non-multikolinieritas atau tidak memenuhi asumsi dilakukan analisis PLSOLR.

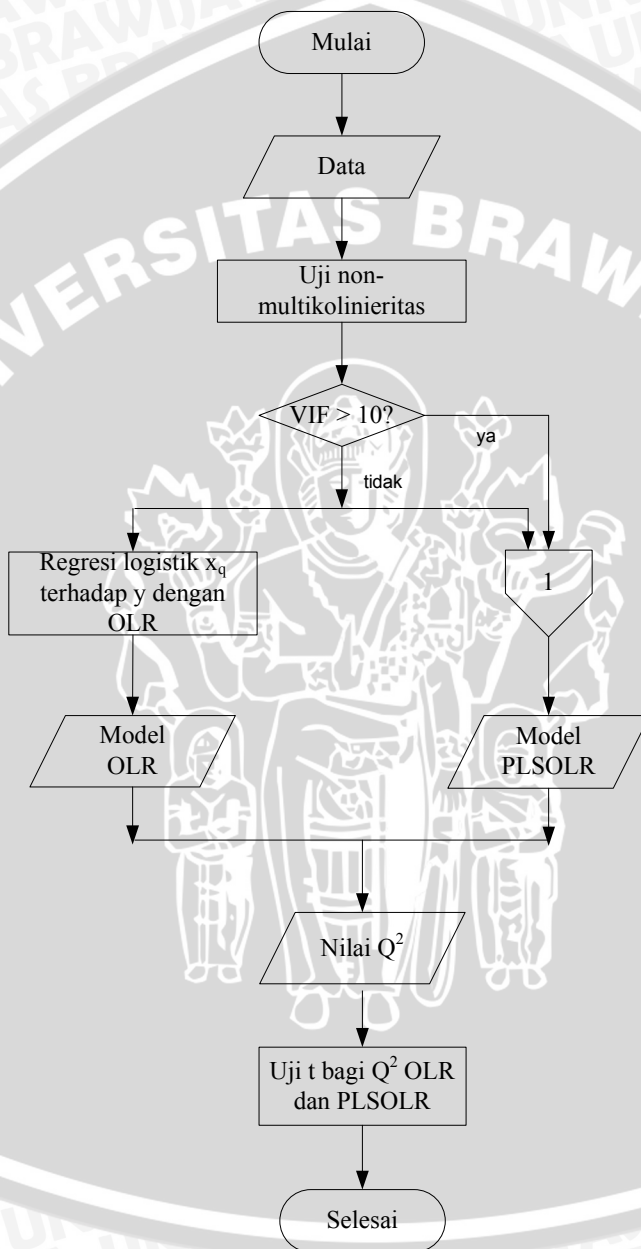
Langkah-langkah dalam melakukan analisis PLS *ordinal logistic regression* (PLSOLR) adalah sebagai berikut :

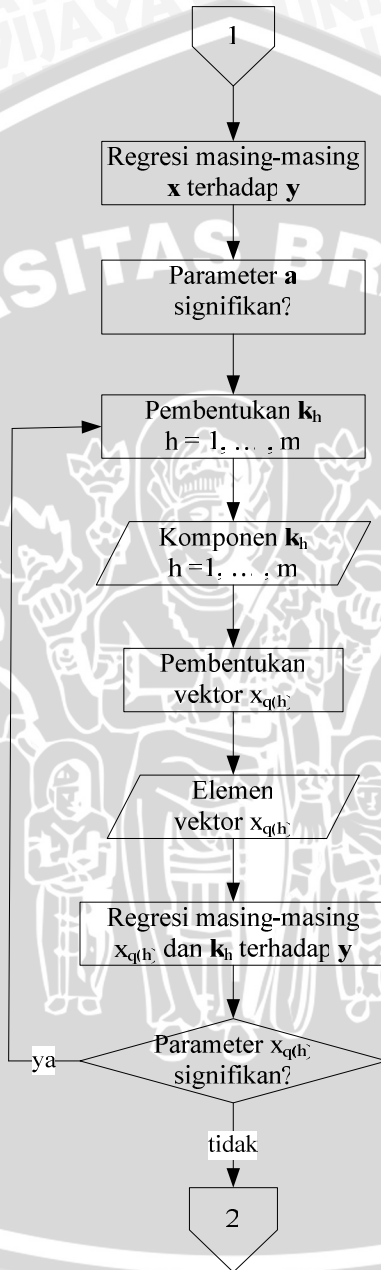
- 1). Menghitung koefisien a_{q1} dengan regresi logistik masing-masing x_q terhadap y dengan persamaan (2.19).
- 2). Melakukan pengujian signifikansi untuk koefisien masing-masing x_q dengan persamaan (2.9) untuk membentuk komponen k_1 .
- 3). Membentuk komponen k_1 dengan cara :
 - a). Menormalisasi koefisien a_{q1} yang signifikan dengan persamaan (2.18), sedangkan a_{q1} yang tidak signifikan ditetapkan sama dengan nol.
 - b). Menghitung skor komponen k_1 dengan persamaan (2.17)
- 4). Membentuk komponen k_2 dengan cara :
 - a). Menghitung elemen dari x_{q2} dengan persamaan (2.20) sebagai vektor x_q yang baru untuk membentuk komponen k_2 .
 - b). Menghitung koefisien a_{q2} dengan regresi logistik masing-masing x_{q2} dan k_1 terhadap y dengan persamaan (2.19).
 - c). Menguji signifikansi a_{q2} dengan persamaan (2.9)
 - d). Menormalisasi koefisien a_{q2} yang signifikan dengan persamaan (2.18), dan a_{q2} yang tidak signifikan ditetapkan sama dengan nol.
 - e). Menghitung skor komponen k_2 dengan persamaan (2.17).
- 5). Membentuk komponen k_h ($h = 3, \dots, m$)

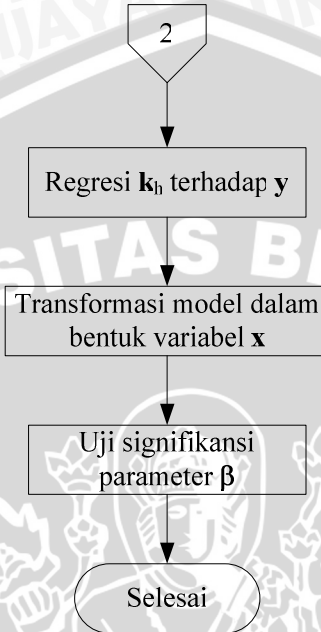
- a). Menghitung elemen dari \mathbf{x}_{qh} dengan persamaan (2.20) sebagai vektor \mathbf{x}_q yang baru untuk membentuk komponen \mathbf{k}_h .
 - b). Menghitung koefisien a_{qh} dengan regresi logistik masing-masing \mathbf{x}_{qh} dan $\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2, \dots, \mathbf{k}_{h-1}$ terhadap \mathbf{y} dengan persamaan (2.19).
 - c). Menguji signifikansi a_{qh} dengan persamaan (2.10)
 - d). Menormalisasi koefisien a_{qh} yang signifikan dengan persamaan (2.19), dan a_{qh} yang tidak signifikan ditetapkan samadengan nol.
 - e). Menghitung skor komponen \mathbf{k}_h dengan persamaan (2.17).
- 6). Mengulang langkah 5a) sampai 5e), dan penghitungan komponen berhenti jika sudah tidak ada lagi koefisien a_{qh} pada langkah 5c) yang signifikan.
 - 7). Meregresikan $\mathbf{k}_h = (\mathbf{k}_1, \dots, \mathbf{k}_m)$ terhadap \mathbf{y} dengan regresi logistik melalui persamaan (2.21).
 - 8). Mentransformasi model PLS *ordinal logistic regression* dari langkah 7 dalam bentuk variabel penjelas \mathbf{X} sehingga terbentuk model pada persamaan (2.22).
 - 9). Menguji signifikansi pengaruh variabel penjelas \mathbf{X} dengan persamaan (2.26).
 - 10). Setelah model PLSOLR diperoleh, selanjutnya dihitung nilai Q^2 dengan persamaan (2.27).
 - 11). Melakukan uji t berpasangan dengan persamaan (2.29) untuk nilai Q^2 dari PLSOLR dan OLR untuk mengetahui keefektifan dari PLSOLR.

Langkah-langkah penelitian dilakukan dengan bantuan *software* SPSS 15 dan Minitab 13 dengan aplikasi macro.

Diagram alir dari langkah-langkah penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.







Gambar 3.1 Diagram Alir Langkah-Langkah Penelitian

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pemeriksaan Asumsi Non-Multikolinieritas

Pemeriksaan asumsi non-multikolinieritas dilakukan dengan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF) dengan bantuan *software* SPSS 15. Sesuai dengan persamaan (2.10), jika nilai VIF > 10 maka asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi. Berdasarkan output SPSS 15 pada lampiran 4, diperoleh hasil uji non-multikolinieritas seperti pada Tabel 4.1 berikut :

Tabel 4.1 Uji Asumsi Non-Multikolinieritas

Data	Asumsi non-multikolinieritas
1	terpenuhi
2	terpenuhi
3	terpenuhi
4	terpenuhi
5	terpenuhi
6	terpenuhi
7	terpenuhi
8	terpenuhi
9	terpenuhi
10	terpenuhi
11	terpenuhi
12	tidak terpenuhi
13	tidak terpenuhi
14	tidak terpenuhi
15	tidak terpenuhi

Pada Tabel 4.1 untuk data 12 sampai 15 tidak memenuhi asumsi non-multikolinieritas. Sedangkan data yang lain memenuhi asumsi non-multikolinieritas. Untuk semua data yang tidak memenuhi asumsi non-multikolinieritas maupun yang memenuhi asumsi non-multikolinieritas, analisis dilakukan dengan *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* (PLSOLR), dan untuk data yang memenuhi asumsi non-multikolinieritas juga menggunakan *Ordinal Logistic Regression* (OLR).

4.2. Partial Least Square Ordinal Logistic Regression

Analisis data dengan PLSOLR dan OLR dilakukan dengan *software* Minitab 13 dengan bantuan aplikasi *macro*, dan PLSOLR merupakan iterasi menggunakan OLR. Hasil analisis akan diuraikan pada subbab selanjutnya.

4.2.1 Pembentukan Komponen

Komponen PLSOLR yang berupa persamaan dibentuk untuk mendapatkan skor komponen, dan tiap komponen PLSOLR \mathbf{k}_h merupakan kombinasi linier dari variabel penjelas \mathbf{x}_q dengan koefisien \mathbf{w}_h .

a. Komponen \mathbf{k}_1

Untuk \mathbf{k}_1 sesuai dengan persamaan (2.20), $\mathbf{x}_{q(1)} = \mathbf{x}_q$, dan dengan regresi logistik tiap-tiap \mathbf{x}_q ($q = 1, \dots, p$) variabel penjelas terhadap y diperoleh koefisien \mathbf{a}_{q1} , yaitu koefisien regresi dari untuk masing-masing \mathbf{x}_q . Berdasarkan lampiran 5 koefisien \mathbf{a}_{q1} yang signifikan dipergunakan untuk menghitung vektor koefisien \mathbf{w}_1 , di mana \mathbf{w}_1 merupakan vektor koefisien dari masing-masing \mathbf{x}_q yang membentuk \mathbf{k}_1 . Komponen \mathbf{k}_1 untuk semua data disajikan pada Tabel 4.2 berikut :

Tabel 4.2 Komponen k_1

Data	Komponen k_1
1	$k_1 = -0.2136 x_2 + 0.6766 x_{7-1} - 0.7047 x_{7-2}$
2	$k_1 = -0.9911 x_2 - 0.1237 x_5 - 0.0482 x_8$
3	$k_1 = 0.7716 x_{1-1} - 0.5414 x_{1-3} - 0.0606 x_2 + 0.3285 x_{6-1}$
4	$k_1 = -0.5946 x_{3-1} + 0.8040 x_5$
5	$k_1 = -0.5401 x_1 - 0.8416 x_2$
6	$k_1 = 0.8422 x_3 + 0.3908 x_4 + 0.1977 x_5 + 0.3144 x_7$
7	$k_1 = -0.30461 x_2 - 0.9506 x_3 - 0.0297 x_4 - 0.0515 x_5$
8	$k_1 = -0.8298 x_1 - 0.4211 x_2 - 0.1409 x_3 - 0.3378 x_6$
9	$k_1 = 0.4362 x_{2-1} + 0.4729 x_{2-2} + 0.5679 x_{3-1} - 0.2716 x_{3-2} + 0.3835 x_{4-1} + 0.2067 x_{6-1}$
10	$k_1 = 0.3263 x_1 + 0.5211 x_{2-1} - 0.4005 x_{2-2} + 0.6783 x_{4-1}$
11	$k_1 = -0.7727 x_1 - 0.2576 x_2 - 0.3261 x_3 - 0.2114 x_4 - 0.2416 x_5 - 0.2131 x_6 - 0.1583 x_7 - 0.2381 x_8$
12	$k_1 = -0.2829 x_3 - 0.3680 x_8 - 0.0128 x_{10} - 0.002 x_{11} + 0.5346 x_{12-2} + 0.2842 x_{12-5} + 0.5056 x_{12-6} - 0.2786 x_{12-7} - 0.2905 x_{12-8}$
13	$k_1 = 0.5070 x_{2-1} + 0.4236 x_{4-1} + 0.5536 x_{6-1} + 0.5070 x_{7-1}$
14	$k_1 = 0.0190 x_2 + 0.0250 x_3 - 0.1097 x_5 - 0.0130 x_6 + 0.9586 x_{16} + 0.2605 x_{18}$
15	$k_1 = 0.9992 x_1 + 0.0386 x_2 + 0.0120 x_3 + 0.0066 x_5$

Komponen k_1 untuk masing-masing data pada Tabel 4.2 digunakan untuk menghitung skor komponen k_1 .

b. Komponen k_2

Langkah awal pembentukan komponen k_2 adalah dengan meregresikan $x_{q(2)}$ dan skor komponen k_1 terhadap y dengan regresi logistik untuk masing-masing $x_{q(2)}$. Dari regresi logistik tersebut diperoleh koefisien untuk masing-masing $x_{q(2)}$ yaitu koefisien a_{q2} dan koefisien a_{q2} yang signifikan dipergunakan untuk menghitung vektor w_2 dengan elemen w_{q2} . Koefisien w_{q2} sebagai koefisien variabel $x_{q(2)}$ yang membentuk persamaan k_2 , dan persamaan k_2 hanya terbentuk jika terdapat koefisien a_{q2} yang signifikan terhadap y . Berdasarkan lampiran 6 komponen k_2 dapat disajikan seperti pada Tabel 4.3 berikut :

Tabel 4.3 Komponen k_2

Data	Komponen k_2
1	tidak terbentuk
2	$k_2 = -1.000 x_{3-2(2)}$
3	tidak terbentuk
4	tidak terbentuk
5	tidak terbentuk
6	tidak terbentuk
7	tidak terbentuk
8	tidak terbentuk
9	$k_2 = 0.6257 x_{4-2(2)} + 0.7800 x_{6-2(2)}$
10	$k_2 = 1.000 x_{4-2(2)}$
11	tidak terbentuk
12	$k_2 = -0.9069 x_{6(2)} - 0.4213 x_{9-2(2)}$
13	tidak terbentuk
14	tidak terbentuk
15	tidak terbentuk

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa hanya data 2, data 9, data 10 dan data 12 yang mempunyai komponen k_2 , sehingga langkah pembentukan komponen berlanjut ke pembentukan komponen k_3 . Sedangkan untuk data yang lain proses pembentukan komponen berhenti atau hanya terbentuk satu komponen yaitu k_1 .

c. **Komponen k_3**

Pembentukan komponen k_3 hanya dilakukan pada data 2, data 9, data 10 dan data 12 sesuai dengan hasil dari Tabel 4.3. Komponen k_3 merupakan kombinasi linier variabel $x_{q(3)}$ dengan koefisien yang bersesuaian yaitu w_3 . Koefisien w_3 diperoleh dari normalisasi koefisien a_{q3} . Di mana koefisien a_{q3} merupakan koefisien $x_{q(3)}$ yang diperoleh dari regresi logistik $x_{q(3)}$, k_1 dan k_2 terhadap y . Berdasarkan lampiran 7, komponen k_3 untuk keempat data disajikan pada Tabel 4.4 berikut :

Tabel 4.4 Komponen k_3

Data	Komponen k_3
2	tidak terbentuk
9	$k_3 = 1.000 x_{6-1(3)}$
10	$k_3 = 1.000 x_{4-1(3)}$
12	tidak terbentuk

Berdasarkan Tabel 4.4, k_3 hanya terbentuk pada data 9 dan data 10, sehingga langkah selanjutnya yaitu pembentukan k_4 hanya dilakukan pada data 9 dan data 10. Sedangkan pembentukan komponen pada data 2 dan data 12 berhenti, sehingga data 2 dan data 12 hanya mempunyai dua komponen yaitu k_1 dan k_2 .

d. **Komponen k_4**

Pada data 9 dan data 10 dilakukan regresi logistik $x_{q(4)}$, k_1 , k_2 , dan k_3 terhadap y . Dari regresi tersebut diperoleh a_{q4} yang merupakan koefisien regresi untuk $x_{q(4)}$, dan a_{q4} yang signifikan dipergunakan untuk menghitung w_4 yaitu koefisien bagi x_{q4} pada komponen k_4 . Berdasarkan lampiran 8, komponen k_4 untuk data 9 dan data 10 dapat disajikan pada Tabel 4.5 berikut :

Tabel 4.5 Komponen k_4

Data	Komponen k_4
9	tidak terbentuk
10	$k_4 = 1.000 x_{5-1(4)}$

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa langkah pembentukan komponen bagi data 9 berhenti pada k_4 karena komponen k_4 tidak terbentuk, sehingga data 9 mempunyai tiga komponen yaitu k_1 , k_2 dan k_3 . Sedangkan langkah pembentukan komponen bagi data 10 masih dilanjutkan karena pada data 10 terbentuk komponen k_4 .

e. **Komponen k_5**

Sesuai dengan Tabel 4.5, Pembentukan k_5 hanya dilakukan pada data 10. Komponen k_5 merupakan kombinasi linier $x_{q(5)}$ dengan koefisien yang bersesuaian yaitu w_5 . Koefisien w_5 diperoleh dengan normalisasi a_{q5} , di mana a_{q5} merupakan koefisien regresi bagi $x_{q(5)}$ dari regresi logistik $x_{q(5)}$, k_1 , k_2 , k_3 dan k_4 terhadap y . Berdasarkan lampiran 9, koefisien a_{q5} tidak ada yang signifikan atau tidak

terbentuk k_5 . Sehingga dari data 10 terbentuk empat komponen yaitu k_1, k_2, k_3 dan k_4 .

4.2.2 Regresi Logistik y dengan komponen k_h

Langkah pembentukan model PLSOLR setelah terbentuk komponen yaitu melakukan analisis regresi simultan k_h terhadap y dengan regresi logistik pada masing-masing data. Berdasarkan lampiran 10 model logit yang terbentuk dari regresi logistik k_h terhadap y dengan OLR dapat disajikan pada Tabe 4.6 :

Tabel 4.6 Model Logit K_h Terhadap Y

Data	Model logit
1	logit $P(y \leq 1) = 8.381 + 2.9117 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 16.856 + 2.9117 k_1$
2	logit $P(y \leq 1) = 6.199 + 1.9114 k_1 + 1.9535 k_2$ logit $P(y \leq 2) = 11.058 + 1.9114 k_1 + 1.9535 k_2$
3	logit $P(y \leq 1) = 0.165 + 2.3928 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 2.1182 + 2.3928 k_1$
4	logit $P(y \leq 1) = 3.378 + 0.3415 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 7.546 + 0.3415 k_1$
5	logit $P(y \leq 1) = 3.378 + 0.3415 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 7.546 + 0.3415 k_1$
6	logit $P(y \leq 1) = -15.331 + 1.2979 k_1$ logit $P(y \leq 2) = -11.724 + 1.2979 k_1$
7	logit $P(y \leq 1) = 8.953 + 40.04 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 16.370 + 40.04 k_1$
8	logit $P(y \leq 1) = 1.459 + 92.44 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 3.819 + 92.44 k_1$ logit $P(y \leq 3) = 10.297 + 92.44 k_1$
9	logit $P(y \leq 1) = -1.0866 + 1.5183 k_1 + 1.2168 k_2 + 0.8750 k_3$ logit $P(y \leq 2) = 1.9347 + 1.5183 k_1 + 1.2168 k_2 + 0.8750 k_3$
10	logit $P(y \leq 1) = -2.026 + 1.8930 k_1 + 1.0052 k_2 + 1.2216 k_3$ + 0.5932 k_4 logit $P(y \leq 2) = 2.334 + 1.8930 k_1 + 1.0052 k_2 + 1.2216 k_3$ + 0.5932 k_4
11	logit $P(y \leq 1) = 39.802 + 2.5304 k_1$ logit $P(y \leq 2) = 51.84 + 2.5304 k_1$

Data	Model logit
12	$\text{logit } P(y \leq 1) = 0.8255 + 2.5635 k_1 + 1.5519 k_2$ $\text{logit } P(y \leq 2) = 5.6575 + 2.5635 k_1 + 1.5519 k_2$ $\text{logit } P(y \leq 3) = 7.7936 + 2.5635 k_1 + 1.5519 k_2$
13	$\text{logit } P(y \leq 1) = -5.478 + 4.238 k_1$ $\text{logit } P(y \leq 2) = -2.668 + 4.238 k_1$
14	$\text{logit } P(y \leq 1) = -3.995 + 23.069 k_1$ $\text{logit } P(y \leq 2) = -2.461 + 23.069 k_1$ $\text{logit } P(y \leq 3) = 1.390 + 23.069 k_1$
15	$\text{logit } P(y \leq 1) = -33.247 + 2.4426 k_1$ $\text{logit } P(y \leq 2) = -25.742 + 2.4426 k_1$

Komponen k_1 , k_2 , k_3 , k_4 , dan k_5 pada Tabel 4.6, untuk masing-masing data mempunyai skor yang berbeda-beda sesuai dengan hasil pembentukan komponen pada langkah sebelumnya seperti yang telah tersaji pada Tabel 4.2 sampai dengan Tabel 4.5. Komponen k_1 , k_2 , k_3 , k_4 , dan k_5 pada model logit di Tabel 4.6 berfungsi sebagai variabel penjelas yang mempengaruhi variabel respon y di mana komponen-komponen tersebut merupakan kombinasi linier variabel penjelas X .

4.2.3 Transformasi Model dan Signifikansi Parameter

Tujuan awal dari pembentukan model dengan PLSOLR adalah untuk mengetahui bentuk hubungan antara variabel penjelas X dengan variabel respon y . Karena hasil dari PLSOLR adalah model dalam bentuk variabel penjelas K (komponen), maka perlu dilakukan transformasi sehingga diperoleh model seperti pada persamaan (2.22). Setelah model ditransformasi dalam bentuk variabel X , maka untuk memperoleh model akhir perlu dilakukan uji signifikansi koefisien. Uji signifikansi dipergunakan untuk mengetahui variabel penjelas X yang signifikan mempengaruhi variabel respon y , dan uji signifikansi koefisien dilakukan dengan *bootstrap*. Berdasarkan lampiran 11 model PLSOLR yang terbentuk sebagai berikut :

a. Data 1

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 8.381 - 0.6219 x_2 + 1.9701 x_{7-1} - 2.0518 x_{7-2}$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 16.856 - 0.6219 x_2 + 1.9701 x_{7-1} - 2.0518 x_{7-2}$$

Sesuai dengan lampiran 11a, dapat disimpulkan bahwa kecenderungan perilaku seksual dengan penggunaan situs porno internet pada wilayah Surabaya Timur (y) dipengaruhi secara

signifikan oleh usia dari pengguna (x_2) dan intensitas akses situs porno yang dilakukan (x_7).

b. Data 2

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 6.199 + 1.894 x_2 - 1.460 x_{3-2} - 0.236 x_5 - 0.092 x_8$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 11.058 + 1.894 x_2 - 1.460 x_{3-2} - 0.236 x_5 - 0.092 x_8$$

Hasil uji signifikansi pada lampiran 11b menunjukkan bahwa jenis kelamin guru (x_2) dan tingkat kedisiplinan guru (x_8) berpengaruh terhadap tingkat keprofesionalan guru SMU Muhammadiyah 2 Surabaya, sedangkan kategori mata pelajaran (x_3) dan lama waktu menjadi guru (x_5) tidak berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat keprofesionalan guru SMU Muhammadiyah 2 Surabaya.

c. Data 3

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 0.165 + 1.8462x_{1-1} - 1.2955x_{1-3} - 0.1451x_2 + 0.7860 x_6$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 2.118 + 1.8462x_{1-1} - 1.2955x_{1-3} - 0.1451x_2 + 0.7860 x_6$$

Dengan hasil *bootstrap* pada lampiran 11c dapat disimpulkan bahwa tingkat partisipasi petani pada penerapan teknologi (y) dipengaruhi oleh tingkat pendidikan (x_1) dan besarnya pendapatan petani (x_2) dan status kepemilikan lahan garapan (x_6) tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

d. Data 4

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -1.4983 - 1.1156 x_{3-1} + 1.5086 x_5$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 0.2673 - 1.1156 x_{3-1} + 1.5086 x_5$$

Sesuai dengan lampiran 11d, dapat disimpulkan bahwa derajat klinis pasien penyakit skabies di RSUD Dr. Saiful Anwar Malang dipengaruhi oleh tingkat sosial ekonomi pasien (x_3) dan *higiene* pribadi pasien (x_5).

e. Data 5

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 3.3778 - 0.1845 x_1 - 0.2874 x_2$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 7.5461 - 0.1845 x_1 - 0.2874 x_2$$

Hasil uji signifikansi koefisien pada lampiran 11e, menunjukkan bahwa tingkat keinginan konsumen untuk membeli ulang produk susu bubuk bayi Formula dipengaruhi oleh kualitas produk (x_1) dan harga produk (x_2).

f. Data 6

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -15.331 + 1.093x_3 + 0.5072x_4 + 0.2566x_5 + 0.4081x_7$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = -11.724 + 1.093x_3 + 0.5072x_4 + 0.2566x_5 + 0.4081x_7$$

Sesuai dengan lampiran 11f, faktor eksternal yang secara signifikan mempengaruhi tingkat keparahan diare pada balita yang

dirawat di RSUD Dr. Saiful Anwar Malang (y) adalah pengetahuan ibu tentang penyebab diare (x_3), pengetahuan ibu akan gejala dan tanda-tanda diare (x_4), pengetahuan ibu akan pencegahan diare (x_5) dan pengetahuan ibu tentang pengobatan diare (x_7).

g. Data 7

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 8.953 - 12.196x_2 - 38.0619x_3 - 1.1883x_4 - 2.0603 x_5$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 16.37 - 12.196x_2 - 38.0619x_3 - 1.1883x_4 - 2.0603 x_5$$

Dengan uji signifikansi pada lampiran 11g, dapat disimpulkan bahwa tingkat kebangkrutan (y) dari perusahaan pada sektor manufaktur yang terdaftar di BEJ (Bursa Efek Jakarta) dipengaruhi oleh rasio laba ditahan (x_2), rasio EBIT (x_3) dan rasio nilai pasar saham (x_4), sedangkan penjualan total aktiva (x_5) tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

h. Data 8

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 1.4589 - 76.7117 x_1 - 38.9354 x_2 - 13.0292 x_3 - 31.2222 x_6$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 3.8186 - 76.7117 x_1 - 38.9354 x_2 - 13.0292 x_3 - 31.2222 x_6$$

$$\text{logit } P(y \leq 3) = 10.2968 - 76.7117 x_1 - 38.9354 x_2 - 13.0292 x_3 - 31.2222 x_6$$

Sesuai dengan lampiran 11h, dapat disimpulkan bahwa peringkat obligasi (y) sektor perbankan dipengaruhi oleh faktor likuiditas yang terdiri dari rasio cash dengan total asset (x_1) dan rasio cash dengan total kewajiban (x_2), faktor profitabilitas yaitu rasio net income dengan equity (x_3) dan faktor solvabilitas yaitu rasio total kas dengan total kewajiban (x_6).

i. Data 9

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -1.0866 + 0.6623 x_{2-1} + 0.7181 x_{2-2} + 0.8623 x_{3-1} - 0.4124 x_{3-2} + 0.5822 x_{4-1} + 0.3334 x_{4-2} + 0.5194 x_{6-1} + 0.4682 x_{6-2}$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 1.9347 + 0.6623 x_{2-1} + 0.7181 x_{2-2} + 0.8623 x_{3-1} - 0.4124 x_{3-2} + 0.5822 x_{4-1} + 0.3334 x_{4-2} + 0.5194 x_{6-1} + 0.4682 x_{6-2}$$

Hasil uji signifikansi pada lampiran 11i menunjukkan bahwa tingkat kekeruhan penyakit katarak (y) pada pasien penderita diabetes mellitus di poli mata RSUD Dr. Soetomo Surabaya dipengaruhi oleh usia penderita (x_2) dan onset (x_4), sedangkan lama penderita mengidap diabetes (x_3) dan retinopati diabetik (x_6) tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

j. Data 10

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -2.0259 + 0.6177 x_1 + 0.9865 x_{2-1} - 0.7582 x_{2-2} + 1.5647 x_{4-1} + 0.4712 x_{4-2} + 0.3117 x_{5-1}$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 2.3337 + 0.6177 x_1 + 0.9865 x_{2-1} - 0.7582 x_{2-2} + 1.5647 x_{4-1} + 0.4712 x_{4-2} + 0.3117 x_{5-1}$$

Tingkat keberhasilan akupuntur pada penderita kegemukan (obesitas) berdasarkan hasil uji signifikansi pada lampiran 11j dipengaruhi oleh tingkat kegemukan (x_2) dan frekuensi pengobatan yang dilakukan (x_4). Untuk status pernikahan (x_1) dan pekerjaan (x_5) tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

k. Data 11

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 39.8020 - 1.9551 x_1 - 0.6520 x_2 - 0.8252 x_3 - 0.5349 x_4 - 0.6114 x_5 - 0.5393 x_6 - 0.4007 x_7 - 0.6025 x_8$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 39.8020 - 1.9551 x_1 - 0.6520 x_2 - 0.8252 x_3 - 0.5349 x_4 - 0.6114 x_5 - 0.5393 x_6 - 0.4007 x_7 - 0.6025 x_8$$

Hasil uji signifikansi pada lampiran 11k menunjukkan bahwa pendapat konsumen akan pengaruh berita Jawa Pos pada keputusan pembelian (y) dipengaruhi oleh kefaktualan berita (x_2), keinovatifan berita (x_3), keinformatifan berita (x_4), proximate berita (x_5) dan kelangkaan berita (x_8). Untuk *magnitude* (x_6) dan *human interest* (x_7) tidak berpengaruh secara signifikan.

l. Data 12

$$\text{logit } P(y \leq 1) = 0.8255 - 0.7252x_3 + 0.0846x_6 - 0.9434x_8 - 0.482x_{9-2} - 0.0329x_{10} + 1.3705x_{12-2} + 0.7287x_{12-5} + 1.2962x_{12-6} - 0.7143x_{12-7} - 1.7447x_{12-8}$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = 5.6575 - 0.7252x_3 + 0.0846x_6 - 0.9434x_8 - 0.482x_{9-2} - 0.0329x_{10} + 1.3705x_{12-2} + 0.7287x_{12-5} + 1.2962x_{12-6} - 0.7143x_{12-7} - 1.7447x_{12-8}$$

$$\text{logit } P(y \leq 3) = 7.7936 - 0.7252x_3 + 0.0846x_6 - 0.9434x_8 - 0.482x_{9-2} - 0.0329x_{10} + 1.3705x_{12-2} + 0.7287x_{12-5} + 1.2962x_{12-6} - 0.7143x_{12-7} - 1.7447x_{12-8}$$

Hasil uji signifikansi pada lampiran 11l menunjukkan bahwa variabel respon prestasi mahasiswa Pasca Sarjana ITS (Institut Sepuluh November) Surabaya dipengaruhi secara signifikan oleh asal daerah mahasiswa (x_3), status Perguruan Tinggi saat S_1 (x_8) dan skor test potensial akademik (x_{10}). Sedangkan IPK saat S_1 (x_6) dan

jurusan Pasca Sarjana yang dipilih (x_{12}) tidak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap kategori prestasi mahasiswa.

m. Data 13

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -5.478 + 2.1489x_{2-1} + 1.7951x_{4-1} + 2.3461x_{6-1} + 2.1489 x_{7-1}$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = -2.668 + 2.1489 x_{2-1} + 1.7951 x_{4-1} + 2.3461 x_{6-1} + 2.1489 x_{7-1}$$

Hasil uji signifikansi pada lampiran 11m menunjukkan bahwa kinerja penyuluh pertanian dalam melaksanakan tugas (y) dipengaruhi oleh pendidikan non-formal dari penyuluh pertanian (x_2), sedangkan usia kerja (x_4), kondisi fisik penyuluh (x_6) dan program kerja penyuluh (x_7) tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

n. Data 14

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -3.995 + 0.4380 x_2 + 0.5762 x_3 - 2.5297 x_5 - 0.3001 x_6 + 22.1140 x_{16} + 6.0103 x_{18}$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = -2.461 + 0.4380 x_2 + 0.5762 x_3 - 2.5297 x_5 - 0.3001 x_6 + 22.1140 x_{16} + 6.0103 x_{18}$$

$$\text{logit } P(y \leq 3) = 1.390 + 0.4380 x_2 + 0.5762 x_3 - 2.5297 x_5 - 0.3001 x_6 + 22.1140 x_{16} + 6.0103 x_{18}$$

Sesuai dengan lampiran 11n, dapat disimpulkan bahwa faktor rasio keuangan yang signifikan menentukan *rating issuer* (y) adalah *debt to equity ratio* (x_6), *return on total asset* (x_{16}), dan *return on equity* (x_{18}). Untuk *quick ratio* (x_2), *cash flow liquidity ratio* (x_3) dan *debt to asset ratio* (x_5) tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

o. Data 15

$$\text{logit } P(y \leq 1) = -33.247 + 2.4406 x_1 + 0.0842 x_2 + 0.0268 x_3 + 0.0162 x_5$$

$$\text{logit } P(y \leq 2) = -25.742 + 2.4406 x_1 + 0.0842 x_2 + 0.0268 x_3 + 0.0162 x_5$$

Sesuai dengan lampiran 11o, dapat disimpulkan bahwa derajat klinis diabetes (y) dipengaruhi oleh *relative weight* (x_1), *fasting plasma glucose* (x_2), *glucose area* (x_3) dan SSPG (x_5) sedangkan *insulin area* (x_4) tidak berpengaruh secara signifikan.

4.3. Model Predictivity

Berdasarkan persamaan (2.20) PLSOLR mampu untuk mengatasi tidak terpenuhinya asumsi non-multikolinieritas karena antar komponen yang terbentuk sebagai variabel penjelas baru sudah pasti saling bebas. Model yang terbentuk digunakan untuk prediksi peluang dan klasifikasi variabel respon. Untuk mengetahui seberapa baik hasil prediksi klasifikasi variabel respon yang digunakan Q^2 . Nilai Q^2 juga digunakan untuk mengetahui keefektifan dari PLSOLR jika dibandingkan dengan model OLR ketika asumsi non-multikolinieritas terpenuhi. Nilai Q^2 disajikan dalam Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Nilai Q^2 untuk OLR dan PLSOLR

Data	Q^2	
	OLR	PLSOLR
1	0.2103	0.5193
2	0.8773	0.8867
3	0.5961	0.7164
4	0.1804	0.2272
5	0.9593	0.9796
6	0.7126	0.6800
7	0.6231	0.6096
8	0.9155	0.8310
9	1.0000	0.8325
10	1.0000	0.9530
11	0.3924	0.3424
12		0.9050*
13		0.9300*
14		0.9762*
15		0.9684*

Keterangan : * = data tidak memenuhi asumsi non-multikolinieritas

Berdasarkan Tabel 4.7, data 12 sampai data 15 adalah data yang tidak memenuhi asumsi non-multikolinieritas sehingga Q^2 hanya untuk PLSOLR. Sedangkan untuk data yang lain terdapat dua Q^2 yaitu dari OLR dan dari PLSOLR. Untuk 5 data pertama yaitu data 1, data 2, data 3, data 4 dan data 5 nilai Q^2 lebih besar pada

PLSOLR, sedangkan untuk data 6 sampai data 11 nilai Q^2 lebih besar jika menggunakan OLR.

Besar kecilnya nilai Q^2 antara kedua model tidak menunjukkan suatu kecenderungan pada karakteristik data tertentu. Dan berdasarkan lampiran 12, hasil uji t berpasangan terhadap OLR dan PLSOLR diperoleh t hitung sebesar 0.27 dengan *p-value* sebesar 0.396. Hal ini menunjukkan bahwa berdasarkan nilai Q^2 antara OLR dan PLSOLR pada Tabel 4.7 dapat dikatakan bahwa PLSOLR tidak lebih efektif daripada OLR atau memberikan hasil yang sama ketika asumsi non-multikolinieritas terpenuhi.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari lima belas data yang dipergunakan memberikan kesimpulan bahwa :

1. Komponen yang terbentuk pada PLS berbeda-beda untuk tiap data karena pembentukan komponen hanya melibatkan variabel penjelas yang signifikan mempengaruhi variabel respon dan untuk variabel yang tidak signifikan ditetapkan sama dengan nol. Pengaruh variabel penjelas terhadap variabel respon diketahui dari *Ordinal Logistic Regression* secara parsial tiap variabel penjelas. Komponen tidak akan terbentuk jika tidak ada variabel penjelas yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon.
2. Secara empiris untuk 11 data yang memenuhi asumsi non-multikolinieritas, dengan uji t berpasangan untuk nilai *cross validation* Q^2 menunjukkan bahwa *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* tidak lebih efektif dari *Ordinal Logistic Regression*.

5.2. Saran

Dengan penelitian yang telah dilakukan terdapat saran yang dapat dilakukan untuk penyempurnaan hasil penelitian ini, yaitu :

- 1) Pada penelitian selanjutnya, disarankan penggunaan metode lain seperti *Iteratively Reweighted PLS Firth* dan *Ridge PLS*.
- 2) Perlu nya ditambahkan banyaknya set data penelitian agar model *Partial Least Square Ordinal Logistic Regression* yang dihasilkan lebih representatif.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR PUSTAKA

- Abdi, H. 2003. **Partial Least Square (PLS) Regression**.
<http://www.utdallas.edu-herveAbdi-PLS-pretty.pdf>. Tanggal
Akses : 10 November 2006.
- Adityatama, R. F. 2003. **Analisis Variabel Marketing Mix yang Mempengaruhi Kepuasan Konsumen dalam Pembelian Susu Bubuk Formula Bayi. Program Pasca Sarjana**. Universitas Brawijaya. Malang. Tesis. Tidak Dipublikasikan.
- Aguilera, A. M; M. Escabias dan M.J. Valderrama. 2005. **Using Principal Components For Estimating Logistic Regression With High-Dimensional Multicollinear Data**.
- Anonymous^a. 2007. <http://www.Stat.Psu.Edu/~jiali/course/stat597e/notes2/logit.Pdf>. Tanggal akses : 8 Febuari 2007.
- Anonymous^b. **PLUM**. <http://www.hrz.uni giessen.de/hrzsoftware/spssalgorithms/plum.pdf>. Tanggal Akses : 10 Mei 2007.
- Anonymous^c. **Partial Least Square Regression**. Kumpulan Jurnal dan Artikel *Partial Least Square*. Program Pasca Sarjana. Universitas Brawijaya. Tidak Dipublikasikan.
- Bastien, P; V.E. Vinci dan M.Tenenhaus. 2004. **PLS generalised linear regression**.
http://studies.hec.frojectSECfileAJKDFTFYENLEPLHULH AVCXEKNXUPUGVLKXPLS_GLR.pdf. Tanggal Akses : 15 Desember 2006.
- Bekiyanto, M. 2002. **Studi Tentang Karakteristik dan Indeks Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana Insitut Teknologi Sepuluh November Suarabaya dengan Regresi Logistik Ordinal**. Jurusan Statistika. Institut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Berrington, A; Y. Hu; K. Ramirez-Ducoing dan P. Smith. **Multilevel Modelling of Repeated Ordinal Measures : An Application to Attitudes to Divorce.**

<http://www.ccsr.ac.uk/methods/publications/documents/WP26.pdf>. tanggal akses : 24 Februari 2007.

Berka, M. 2007. **Multicollinearity.**

<http://www.massey.ac.nz/~mberkaMChandout.pdf>. Tanggal Akses : 6 Juni 2007

Boulesteix, A dan K. Strimmer. 2005. **Partial Least Squares: A Versatile Tool For The Analysis Of High-Dimensional Genomic Data.**

<http://www.stat.unimuenchen.de/sfb386/papersdspaper457.pdf>. Tanggal Akses : 18 Desember 2006

Ding, B dan R. Gentleman. 2006. **Classification Using Generalized Partial Least Squares.**

<http://www.bepress.com/bioconductor/paper5.pdf>. Tanggal Akses : 2 Februari 2007.

Efron, B dan R.J. Tibshirani. 1993. **An Introduction to The Bootstrap.** Chapman & Hall. New York

Eveline. 2002. **Hubungan Antara Faktor Resiko Terjadinya dengan Derajat Klinis Skabies di RSUD Dr. Saiful Anwar Malang.** Universitas Brawijaya. Malang. STidak Dipublikasikan.

Fahrmeir, L dan T. Gerhard. 1994. **Multivariate Statistical Modelling Based on Generalized Linear Models.** John and Sons. New York.

Fox, J dan R. Andersen. 2004. **Effect Displays for Multinomial and Proportional –Odds Logit Models.**

<http://socserv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Papers/polytomous-effect-displays.html>. Tanggal Akses : 1 Mei 2007.

Hosmer, D.W dan S. Lemeshow . 1989. **Applied Logistic Regression.** John Wiley and Sons. New York.

Husna, W. 2006. **Analisis Data Terhadap Keprofesionalan Guru SMU Muhammadiyah 2 Surabaya dengan Metode Regresi Logistik Ordinal dan Analisis Korespondensi.** Jurusan Statistika. Insitut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Hyun, S. K. 2004. **Topics In Ordinal Logistic Regression And Its Applications.** <http://etd-tamu-2004B-STAT-Kim-2.pdf>. Tanggal akses : 14 Maret 2007

Jamila, C. 2001. **Model Regresi Logistik Ordinal Kecenderungan Perilaku Seksual dengan Penggunaan Situs Porno Internet di Wilayah Surabaya Timur.** Jurusan Statistika. Insitut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Jian, J. D; Linh Lieu dan D. Rocke. 2006. **Dimension Reduction For Classification With Gene Expression Microarray Data.** http://www.cipic.ucdavis.edu~dmrockepapersDai_Lieu_Rocke_SAGMB2006.pdf. Tanggal akses : 18 Desember 2006.

Junimawanto, D. 2006. **Analisis Model Altman Z-Score sebagai Alat untuk Memprediksi Kebangkrutan pada Sektor Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Jakarta.** Universitas Brawijaya. Malang. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Kurniasari, D. 2001. **Metode Regresi Ordinal untuk Menentukan Faktor-Faktor Sosial Ekonomi yang Berpengaruh Terhadap Partisipasi Petani.** Institut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Kurniawan, G. 2006. **Perbandingan antara Algoritma Genetik dan Regresi Logistik Ordinal untuk Pemilihan Variabel Prediktor (Studi Rating Issuer di Bursa Efek Surabaya).** Institut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

- Kusumo, E. H. 2005. **Penerapan Ordinal Logistic Regression untuk Pembuatan Early Warning System Rating Obligasi**. Insitut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.
- Liu, Z; D. Chen dan J. Tian. 2006. **Classification of Proteomic Data with Multiclass Logistic Partial Least Square Algorithm**. [www.math.ohio-state.edu~tianjjmulti.pdf](http://www.math.ohio-state.edu/~tianjjmulti.pdf). Tanggal Akses : 18 Desember 2006.
- McCullagh, P dan J.A. Nelder. 1989. **Generalized Linear Models**. Second Edition. Chapman Hall. London.
- Mulyono, R. H. 2005. **Analisis Pengaruh Berita Terhadap Keputusan Konsumen dalam Membeli Koran Jawa Pos Radar Malang**. Universitas Brawijaya. Malang. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.
- Myers, R. H; D. C. Montgomery; dan G. Geoffrey. **Generalized Linear Models with Application in Engineering and The Sciences**. John Wiley and Sons. New York.
- Polanski, J; A. Bak; R. Gieleciak dan T. Magdzdiarz. 2004. **Self-organizing Neural Networks for Modeling Robust 3D and 4D QSAR: Application to Dihydrofolate Reductase Inhibitors**.<http://www.mdpi.org/molecules/papers/91201148.pdf>. Tanggal Akses : 9 November 2007
- Rohmawati, R. 2004. **Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Back Propagation dalam Studi Kasus Pengobatan Akupuntur pada Penderita Obesitas**. Insitut Teknologi Sepuluh November. Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.
- Rosenberg, D. 2006. **Regression with Ordinal or Nominal Outcomes, Part 1**. <http://www.amchp.org/policy/data-MRM/AMCHP%20Day%20Two%20Rosenberg.ppt>. Tanggal Akses : 15 Maret 2007.

Ruqayyah, S. 2003. **Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kinerja Penyuluh Pertanian Lapang dalam Melaksanakan Tugas.** Universitas Brawijaya. Malang. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Saini, S. 2003. **Hubungan Pengetahuan Ibu tentang Diare dengan Tingkat Keparahan Diare pada Balita yang Dirawat ri RSUD Dr. Saiful Anwar Malang.** Universitas Brawijaya. Malang. Skripsi. Tidak dipublikasikan.

Shobikhah, A. 1999. **Karakteristik Katarak pada Penderita Diabetes Mellitus di Poli Mata RSUD Dr. Soetomo Surabaya.** *Institut Teknologi Sepuluh November.* Surabaya. Skripsi. Tidak Dipublikasikan.

Toutenburg, H. 2002. **Statistical Analysis of Designed Experiments.** Second Edition. Springer-Verlag. New York. http://www.uady.mx/~contadur/CIP/articulos/libros_online/estadistica/0506Statisticalanalysisofdesigned.pdf. Tanggal Akses : 10 Mei 2007.

Vega Vilca, J.C. 2004. **Generalizaciones De Minimos Cuadros Parciales Con Aplicacion En Clasificacion Supervisada.** <http://grad.uprm.edutesisvegavilca.pdf>. Tanggal Akses : 13 November 2006.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 1. Data

- a. Model Regresi Logistik Ordinal Kecenderungan Perilaku Seksual dengan Penggunaan Situs Porno Internet di Wilayah Surabaya Timur

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	x ₁₀	x ₁₁
1	2	0	23	4	0	0	5.00E+03	2	2	2	0	0
2	2	1	23	2	0	0	1.20E+05	1	2	3	0	1
3	2	1	20	2	0	0	2.90E+04	1	2	1	0	1
4	2	1	26	4	0	0	1.00E+05	1	2	3	1	0
5	1	1	29	2	0	1	1.00E+05	1	2	3	1	0
⋮												
96	2	1	21	2	0	0	4.00E+04	2	2	3	0	1
97	3	1	24	2	0	0	3.00E+05	1	2	3	0	1
98	1	0	20	2	0	1	2.50E+05	1	2	2	1	0

Keterangan : y = kecenderungan perilaku seksual, x₁ = jenis kelamin,

x₂ = usia (thn), x₃ = pendidikan, x₄ = status pernikahan,

x₅ = pekerjaan, x₆ = pengeluaran akses (rph), x₇ = intensitas

akses, x₈ = lokasi akses, x₉ = waktu akses, x₁₀ = jenis situs

porno, x₁₁ = kecanduan

- b. Analisis Statistik terhadap Keprofesionalan Guru SMU Muhammadiyah 2 Surabaya dengan Metode Regresi Logistik Ordinal dan Analisis Korespondensi

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈
1	3	34	1	2	1	10	0	0	95.00
2	3	47	1	1	1	22	0	0	83.05
3	2	43	1	2	1	18	0	0	59.46
4	1	35	1	1	1	12	0	0	73.97
⋮									
55	3	48	0	1	1	22	0	0	78.08
56	3	45	0	3	1	22	1	1	83.72
57	3	25	0	1	1	1	0	0	90.39
58	2	37	0	2	1	9	0	0	67.35

Keterangan : y = kategori keprofesionalan, x₁ = usia (thn), x₂ = jenis

kelamin, x₃ = kategori mata pelajaran, x₄ = tingkat pendidikan,

x₅ = lama menjadi guru (thn), x₆ = status guru, x₇ : jabatan, x₈ :

tingkat kedisiplinan

c. Faktor-Faktor yang mempengaruhi partisipasi petani tebu pada penerapan teknologi

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆
1	3	1	35	1	3	1	3
2	1	1	5	2	1	0	1
3	2	2	8	1	3	1	3
4	1	3	5	2	2	0	1
⋮							
60	1	1	5	1	2	0	3
61	1	4	17	2	3	0	1
62	2	1	5	2	2	1	1
63	3	3	2	2	1	1	3

Keterangan : y = tingkat partisipasi petani, x₁ = pendidikan, x₂ = pendapatan (thn), x₃ = pengalaman, x₄ = luas lahan, x₅ = kedudukan, x₆ = status kepemilikan

d. Hubungan antara Faktor Resiko dengan Derajat Klinis Skabies di RSUD Dr. Saiful Anwar Malang

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅
1	3	14	4	2	18	0
2	3	19	5	1	3	0
3	3	16	4	1	20	0
4	2	13	4	2	0	1
⋮						
2	15	4	2	0	0	2
64	1	35	6	2	2	0
65	1	29	5	2	2	0
66	1	33	6	3	1	1

Keterangan : y = derajat klinis, x₁ = usia (thn), x₂ = pendidikan, x₃ = tingkat sosial ekonomi, x₄ = jumlah teman sekamar, x₅ = *higiene* pribadi

e. Analisis Variabel Marketing Mix yang Mempengaruhi Keputusan Konsumen dalam Pembelian Susu Bubuk Formula Bayi

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄
1	2	26	5	11	12
2	3	23	8	11	13
3	2	25	7	13	11
4	1	22	5	12	11
⋮					
97	3	24	6	12	12
98	2	24	5	12	12
99	2	23	5	12	12
100	2	30	7	12	13

Keterangan : y = tingkat keinginan membeli ulang, x₁ = produk, x₂ = harga, x₃ = distribusi, x₄ = promosi

f. Hubungan Pengetahuan ibu tentang Diare dengan Tingkat Keparahan Diare pada Balita yang Dirawat di RSUD Dr. Saiful Anwar Malang

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇
1	1	18	3	3	11	7	15	15
2	3	12	2	2	4	8	7	11
3	1	31	3	3	10	8	10	15
4	2	12	1	3	10	2	18	9
⋮								
27	3	12	3	3	4	10	10	9
28	2	21	2	3	10	0	15	15
29	3	12	2	3	6	4	13	5
30	2	15	3	3	10	8	10	9

Keterangan : y = tingkat keparahan, x₁ = usia, x₂ = tingkat pendidikan, x₃ = skor pengetahuan untuk penyebab, x₄ = skor skor pengetahuan untuk tanda dan gejala, x₅ = skor pengetahuan untuk pencegahan, x₆ = skor pengetahuan untuk perawatan, x₇ = skor pengetahuan untuk pengobatan

- g. Analisis Model Altman Z-Score sebagai Alat untuk Memprediksi Kebangkrutan Perusahaan pada Sektor Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Jakarta

No	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	1	0.633	0.081	0.035	0.249	0.994
2	3	0.145	0.042	0.018	0.359	0.900
3	1	0.066	0.100	0.050	0.447	0.734
4	2	0.006	0.220	0.128	0.468	1.579
⋮						
26	1	0.187	0.116	0.002	0.526	0.529
27	2	0.219	0.383	0.160	2.285	1.038
28	4	0.000	0.102	0.097	0.858	0.649
29	1	0.043	0.173	0.020	0.331	0.790

Keterangan : y = status kebangkrutan, x_1 = rasio modal kerja
 x_2 = rasio laba ditahan, x_3 = rasio EBIT(laba sebelum bunga dan pajak), x_4 = rasio nilai pasar saham biasa dan preferen,
 x_5 = penjualan total aktiva

- h. Penerapan Ordinal Logistic Regression untuk Pembuatan Early Warning System Rating Obligasi

No	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
1	4	0.049	0.003	0.138	0.026	0.002	0.114	0.426	0.892
2	2	2.10^{-5}	0.003	0.203	0.010	0.026	0.046	0.059	0.168
3	4	0.015	0.082	0.075	0.011	0.038	0.135	0.334	0.915
4	3	0.019	0.004	0.042	0.011	0.026	0.080	0.018	0.930
⋮									
12	3	0.042	0.061	0.186	0.022	0.003	0.093	0.044	0.916
13	3	0.055	0.053	0.116	0.015	0.015	0.094	0.048	0.908
14	2	0.004	0.010	0.057	0.003	0.011	0.041	0.125	0.924
15	3	0.015	0.012	0.079	0.009	0.018	0.074	0.083	0.804
16	2	0.003	0.011	0.092	0.004	0.007	0.040	0.103	0.950

Keterangan : y = rating obligasi, x_1 = Likuiditas (rasio cash/total asset),
 x_2 = Likuiditas (rasio cash/total kwajibn), x_3 : Profitabilitas (net income/equity), x_4 = Profitabilitas (net income/total asset), x_5 = Profitabilitas (operating /total asset),
 x_6 = Solvabilitas A, x_7 = Solvabilitas K, x_8 = Solvabilitas T

i. Karakteristik Katarak pada Penderita Diabetes Mellitus di Poli Mata RSUD Dr. Soetomo Surabaya

No	y	x1	x2	x3	x4	x5	x6
1	3	0	3	1	3	1	1
2	2	0	3	2	3	2	3
3	3	1	1	1	1	1	2
4	1	1	3	2	2	2	3
⋮							
181	2	1	2	2	1	3	1
182	2	0	3	2	3	3	1
183	2	1	3	2	2	2	1
184	2	0	3	2	2	3	2

Keterangan : y = kekeruhan lensa, x_1 = jenis kelamin, x_2 = usia, x_3 = lama penderita mengidap diabetes, x_4 = usia saat didiagnosa diabetes (ONSET), x_5 = kadar gula darah
 x_6 = retinopati diabetik

j. Faktor-faktor yang Berpengaruh terhadap Keberhasilan Pengobatan Akupunktur

No	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	2	0	1	2	1	3
2	1	1	3	4	1	1
3	1	1	3	3	1	4
4	3	0	1	1	1	3
⋮						
214	2	1	1	2	2	1
215	2	0	3	1	2	2
216	1	1	2	3	1	1
217	2	1	3	2	3	1

Keterangan : y = kategori penurunan berat badan, x_1 = status pernikahan, x_2 = tingkat kegemukan, x_3 = usia, x_4 = frekuensi pengobatan, x_5 = pekerjaan

k. Analisa Pengaruh Berita terhadap Keputusan Konsumen dalam Membeli Koran Jawa Pos Radar Malang

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈
1	2	8	6	8	6	7	8	6	8
2	3	10	9	8	9	7	10	10	8
3	4	7	8	6	7	6	7	7	9
4	2	8	8	8	6	6	7	10	9
⋮									
57	1	10	8	10	9	7	10	7	8
58	5	9	9	9	5	6	7	8	5
59	2	8	7	8	7	8	9	8	6
60	2	9	8	8	5	6	9	9	8

Keterangan : y = pendapat konsumen akan pengaruh berita pada keputusan pembelian, x₁ = keaktualan berita, x₂ = kefaktualan berita, x₃ = keinovatifan berita, x₄ = keinformatifan berita, x₅ = *proximate*, x₆ = *magnitude*, x₇ = *human interest*, x₈ = kelangkaan berita

l. Studi tentang Karakteristik dan Indeks Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana ITS Surabaya dengan Regresi Logistik Ordinal

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	x ₁₀	x ₁₁	x ₁₂
1	2	28	0	1	0	2	3.5	3	1	1	42.4	450	1
2	1	35	1	0	1	0	2.7	6	1	1	28.8	325	2
3	1	31	1	1	1	0	3.0	7	1	2	49.6	325	2
4	2	25	0	1	0	0	3.4	6	0	0	46.4	400	4
⋮													
249	3	29	1	0	0	1	3.1	2	1	1	49.6	385	10
250	2	33	1	1	1	0	2.8	6	1	1	40.8	410	10
251	4	30	1	1	1	1	2.7	4	1	1	44.8	430	10
252	3	30	0	1	0	0	2.6	4	1	0	39.2	375	9

Keterangan : y = kategori IP, x₁ = usia (tahun), x₂ = jenis kelamin, x₃ = asal daerah, x₄ = status pernikahan, x₅ = kesesuaian prodi S2 dengan S1, x₆ = IPK saat S1, x₇ = lama tunggu setelah S1(thn), x₈ = status PT saat S1, x₉ = status biaya kuliah, x₁₀ = skor test potensial akademik, x₁₁ = skor TOEFL, x₁₂ = jurusan pasca

m. Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kinerja Penyuluh Pertanian Lapang dalam Melaksanakan Tugas

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇
1	3	1	1	2	2	3	3	3
2	3	1	2	2	3	3	3	3
3	3	2	1	2	1	3	3	3
4	3	2	2	2	2	2	3	2
⋮								
15	1	3	1	1	3	2	1	1
16	2	1	2	2	2	1	1	1
17	2	1	1	1	1	1	1	1
18	2	1	2	2	1	1	1	1

Keterangan : y = kinerja penyuluh pertanian, x₁ = pendidikan formal, x₂ = pendidikan non formal, x₃ = motivasi kerja, x₄ = usia kerja, x₅ = bentuk kepemimpinan, x₆ = kondisi fisik, x₇ = program kerja

n. Faktor rasio keuangan untuk menentukan rating issuer di Bursa Efek Surabaya

No	y	x ₁	x ₂	x ₃	...	x ₁₀	x ₁₁	...	x ₁₇	x ₁₈
1	1	0.74	0.73	0.49		0.46	0.33		0.01	0.18
2	2	1.41	0.84	0.41		1.06	0.60		0.02	0.01
3	2	1.42	1.39	1.41		0.25	0.18		0.07	0.06
4	3	1.00	0.98	0.78		0.23	0.19		0.02	0.19
⋮										
29	4	0.42	0.29	0.04		0.48	0.32		0.01	-0.52
30	4	1.07	0.57	0.53		0.44	0.18		0.06	0.09
31	4	1.10	0.67	0.14		1.29	0.46		0.01	0.01
32	4	1.27	1.01	0.07		5.80	0.57		0.01	0.03

Keterangan : y = rating issuer, x₁ = current ratio, x₂ = quick ratio, x₃ = cash flow liquidity ratio, x₄ = average collection period, x₅ = debt to asset ratio, x₆ = debt to equity ratio, x₇ = long term debt to total cap, x₈ = account receivable turnover, x₉ = inventory turnover, x₁₀ = fixed asset turnover, x₁₁ = total asset turnover, x₁₂ = gross profit margin, x₁₃ = Operating profit margin, x₁₄ = Net profit margin, x₁₅ = Cash flow, x₁₆ = return on total asset, x₁₇ = cash return on asset, x₁₈ = return on equity

o. Faktor resiko dan derajat klinis penyakit diabetes

No	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	3	0.81	80	356	124	55
2	1	0.95	97	289	117	76
3	3	0.94	105	319	143	105
4	2	1.04	90	356	199	108
⋮						
142	1	0.91	180	923	77	150
143	2	0.9	213	1025	29	209
144	1	1.11	328	1246	124	442
145	1	0.74	346	1568	15	253

Keterangan : y = derajat klinis, x_1 = *relative weight*, x_2 = *fasting plasma glucose*, x_3 = *glucose area*, x_4 = *insulin area*, x_5 = *SSPG*



Lampiran 2 Langkah – Langkah Menggunakan *Macro Minitab*

1. Tulis macro ke lembar Notepad
2. Simpan file di drive D dengan nama PLSumum
3. Buka Minitab
4. Pada Worksheet Minitab masukkan data berdasarkan variabel respon dan variabel penjelas
5. Hidupkan Enable Commands. Klik **Editor**, kemudian klik **Enable Commands** sehingga pada Session Minitab akan keluar MTB >
6. Memanggil macro Minitab dengan cara pada Session setelah MTB > tuliskan :

```
%'D:\plsumum.txt' c1 16 c2-c17 c21-c25 c32 c34-c51
```

keterangan :

misal terdapat 16 variabel penjelas

c1 = kolom variabel y

16 = banyaknya variabel penjelas

c2-c17 = kolom variabel penjelas

c21-c25 = kolom skor komponen

c32 = B ulangan bootstrap

c34-c51 = koefisien bootstrap

Lampiran 3 *Macro Partial Least Square Ordinal Logistic Regression*

```
MACRO
PLSumum y p x.1-x.p t.1-t.5 a1 a2 ib_col coefh.1-coefh.q

#####
# PROGRAM Partial Least Square Ordinal Logistic Regression #
#created by : p_nomos@yahoo.com & kriz_pi@hotmail.com#
#####

# Deklarasi variabel
MCONSTANT p n i j k1 k juml i1 ymax p2 ii q
MCOLUMN y coef seco alj alj_s
MCOLUMN t.1-t.5 a1 a2 ib_col
MCOLUMN x.1-x.16
MCOLUMN x1.1-x1.16
MCOLUMN x2.1-x2.16
MCOLUMN x3.1-x3.16
MCOLUMN x4.1-x4.16
MMATRIX m1 mbl mb2
MCOLUMN c_num c_index yb coefb coefbt ab_t1 ab_t2
MCOLUMN tb.1-tb.5
MCOLUMN xb.1-xb.16
MCOLUMN xb1.1-xb1.16
MCOLUMN coefh.1-coefh.18
MCOLUMN aij.1-aij.16
MCONSTANT B ib index zstat pvalue h22
MCOLUMN a2j a2j_s coefh1

# Perhitungan PLS sebelum Bootstrap
let ymax=max(y)
let n=count(y)
let q=ymax+p-1
do i=1:5
if i=1
CALL LOGPARS y p x.1-x.p i t.1-t.5 alj
let k1=sqrt(ssq(alj))
if k1=0
Set t.i
(0:0)n
end.
else
let alj_s=alj/k1
copy x.1-x.p m1
multiply m1 alj_s t.i
let al=alj_s
endif
```

```

else
  let ii=i-1
  let k=sum(t.ii)
  if k=0
    Set t.ii
      (0:0)n
    end.
  else
    CALL LOGPARS y p x.1-x.p i t.1-t.5 alj
    let k1=sqrt(ssq(alj))
    if k1=0
      Set t.ii
        (0:0)n
      end.
    else
      let alj_s=alj/k1
      if i=2
        do ii=1:p
          Regress x.ii 1 t.1;
          residuals x1.ii;
          constant;
          Brief 0.
        enddo
        copy x1.1-x1.p m1
      elseif i=3
        do ii=1:p
          Regress x.ii 2 t.1 t.2;
          residuals x2.ii;
          constant;
          Brief 0.
        enddo
        copy x2.1-x2.p m1
      elseif i=4
        do ii=1:p
          Regress x.ii 3 t.1 t.2 t.3;
          residuals x3.ii;
          constant;
          Brief 0.
        enddo
        copy x3.1-x3.p m1
      else
        do ii=1:p
          Regress x.ii 4 t.1 t.2 t.3 t.4;
          residuals x4.ii;
          constant;
          Brief 0.
        enddo
        copy x4.1-x4.p m1
      endif
    end.
  end.
end.

```

```

multiply m1 alj_s t.i
endif
if i=2
  let a2=alj_s
endif
endif
endif
endif
enddo

# Perhitungan PLS Bootstrap
Set c_num
(1:n)
end.
let B=1000
let h22=ib_col(1)
do ib=h22:B
  let ib_col(1)=ib
# Membentuk sampel bootstrap
sample n c_num c_index;
replace.
do j=1:n
  let index=c_index(j)
  let yb(j)=y(index)
  do k=1:p
    let xb.k(j)=x.k(index)
  enddo
enddo
# Komponen utama 1
do j=1:p
  Ologistic yb=xb.j;
  logit;
  coefficients coef;
  Secoefficients seco;
  Brief 0.
  let zstat=abs(coef(ymax)/seco(ymax))
  CDF zstat pvalue;
  Normal 0 1.
  let pvalue=2*(1-pvalue)
  if pvalue<0.05
    let alj(j)=coef(ymax)
  else
    let alj(j)=0
  endif
enddo
let k1=sqrt(ssq(alj))
if k1=0
  Set tb.1
  (0:0)n
end.

```

```

else
  let ab_t1=a1j/k1
  copy xb.1-xb.p m1
  multiply m1 ab_t1 tb.1
endif
# Komponen utama 2
let k=sum(tb.1)
if k=0
  Set tb.2
  (0:0)n
end.
else
do j=1:p
  regress xb.j 1 tb.1;
  residuals xb1.j;
  constant;
  brief 0.
  Ologistic yb=xb1.j tb.1;
  logit;
  coefficients coef;
  Secoefficients seco;
  Brief 0.
  let zstat=abs(coef(ymax)/seco(ymax))
  CDF zstat pvalue;
  Normal 0 1.
  let pvalue=2*(1-pvalue)
  if pvalue<0.05
    let a2j(j)=coef(ymax)
  else
    let a2j(j)=0
  endif
enddo
endif
let k1=sqrt(ssq(a2j))
if k1=0
  Set tb.2
  (0:0)n
end.
else
  let a2j_s=a2j/k1
  copy xb1.1-xb1.p m1
  multiply m1 a2j tb.2
endif
Regress tb.2 2 xb.7 xb.11;
coefficients coefh1;
noconstant;
Brief 0.
print coefh1
do k=1:p

```

```

if k=7
    let ab_t2(k)=coefh1(1)
elseif k=11
    let ab_t2(k)=coefh1(2)
else
    let ab_t2(k)=0
endif
enddo
# Uji logistic dari t bootstrap
Ologistic yb = tb.1 tb.2;
logit;
coefficients coefb;
brief 0.
do i=1:(ymax-1)
    let coefh.i(ib)=coefb(i)
enddo
do i=ymax:q
    let il=i-(ymax-1)
    let
coefh.i(ib)=coefb(ymax)*ab_t1(il)+coefb(ymax+1)*ab_t2(il
)
    enddo
enddo

ENDMACRO

MACRO
LOGPARS ym px xm.1-xm.px pt tm.1-tm.5 amj

MCONSTANT i px pt zstat pvalue h2
MCOLUMN ym tm.1-tm.5
MCOLUMN xm.1-xm.16
MCOLUMN xm1.1-xm1.16
MCOLUMN xm2.1-xm2.16
MCOLUMN xm3.1-xm3.16
MCOLUMN xm4.1-xm4.16
MCOLUMN amj coef seco

do i=1:px
    if pt=1
        Ologistic ym=xm.i;
        Logit;
        Coefficients coef;
        Secoefficients seco;
        Brief 0.
    elseif pt=2
        Regress xm.i 1 tm.1;
        residuals xml.i;
        constant;

```

```

Brief 0.
Ologistic ym=xm1.i tm.1;
Logit;
Coefficients coef;
Secoefficients seco;
Brief 0.
elseif pt=3
Regress xm.i 2 tm.1 tm.2;
residuals xm2.i;
constant;
Brief 0.
Ologistic ym=xm2.i tm.1 tm.2;
Logit;
Coefficients coef;
Secoefficients seco;
Brief 0.
elseif pt=4
Regress xm.i 3 tm.1 tm.2 tm.3;
residuals xm3.i;
constant;
Brief 0.
Ologistic ym=xm3.i tm.1 tm.2 tm.3;
Logit;
Coefficients coef;
Secoefficients seco;
Brief 0.
else
Regress xm.i 4 tm.1 tm.2 tm.3 tm.4;
residuals xm4.i;
constant;
Brief 0.
Ologistic ym=xm4.i tm.1 tm.2 tm.3 tm.4;
Logit;
Coefficients coef;
Secoefficients seco;
Brief 0.
endif
let h2=max(ym)
Let zstat=abs(coef(h2)/seco(h2))
CDF zstat pvalue;
Normal 0 1.
Let pvalue=2*(1-pvalue)
if pvalue<0.05
Let amj(i)=coef(h2)
else
Let amj(i)=0
endif
enddo
ENDMACRO

```

Lampiran 4 Nilai VIF (*Variance Inflation Factors*)

a. Data 1

Variabel	VIF
x ₁	1.307
x ₂	1.165
x ₃₋₁	1.287
x ₃₋₂	1.666
x ₃₋₃	1.643
x ₄	1.246
x ₅	1.467
x ₆	1.288
x ₇₋₁	2.351
x ₇₋₂	2.242
x ₈₋₁	1.455
x ₈₋₂	1.466
x ₉₋₁	1.154
x ₉₋₂	1.362
x ₁₀	1.239
x ₁₁	1.214

b. Data 2

Variabel	VIF
x ₁	1.307
x ₂	1.481
x ₃₋₁	2.038
x ₃₋₂	1.916
x ₃₋₃	2.089
x ₄	1.088
x ₅	1.570
x ₆	2.130
x ₇	2.256
x ₈	1.119

c. Data 3

Variabel	VIF
x ₁₋₁	6.752
x ₁₋₂	8.917
x ₁₋₃	8.266
x ₂	1.195
x ₃	1.195
x ₄₋₁	1.673
x ₄₋₂	1.483
x ₅	1.146
x ₆₋₁	1.168
x ₆₋₂	1.174

d. Data 4

Variabel	VIF
x ₁	3.054
x ₂₋₁	1.302
x ₂₋₂	1.243
x ₃₋₁	3.690
x ₃₋₂	5.791
x ₃₋₃	4.412
x ₃₋₄	2.674
x ₄₋₁	1.755
x ₄₋₂	1.704
x ₅₋₁	2.192
x ₅₋₂	3.177
x ₅₋₃	2.192

e. Data 5

Variabel	VIF
x ₁	2.338
x ₂	1.363
x ₃	1.445
x ₄	1.252
x ₅	1.272
x ₆	1.299
x ₇	1.216
x ₈	1.242

f. Data6

Variabel	VIF
x ₁	1.616
x ₂₋₁	2.487
x ₂₋₂	1.414
x ₂₋₃	2.247
x ₂₋₄	2.192
x ₂₋₅	2.323
x ₃₋₁	2.805
x ₃₋₂	2.775
x ₄	1.397
x ₅	1.091

g. Data 7

Variabel	VIF
x ₁	1.092
x ₂	1.032
x ₃	1.063
x ₄	1.046

h. Data 8

Variabel	VIF
x ₁	1.558
x ₂₋₁	6.126
x ₂₋₂	5.090
x ₂₋₃	4.735
x ₃	3.868
x ₄	2.096
x ₅	1.858
x ₆	1.478
x ₇	1.795

i. Data 9

Variabel	VIF
x ₁	1.121
x ₂	2.321
x ₃	3.452
x ₄	2.271
x ₅	1.356

j. Data 10

Variabel	VIF
x ₁	1.891
x ₂	1.623
x ₃	2.346
x ₄	1.873
x ₅	1.959
x ₆	1.445
x ₇	1.307
x ₈	1.345

k. Data 11

Variabel	VIF
X ₁	1.169
X ₂₋₁	3.528
X ₂₋₂	2.067
X ₃₋₁	3.360
X ₃₋₂	2.743
X ₄₋₁	3.602
X ₄₋₂	1.717
X ₅₋₁	1.470
X ₅₋₂	1.346
X ₆₋₁	3.239
X ₆₋₂	2.922

l. Data 12

Variabel	VIF
X ₁	3.883
X ₂	1.340
X ₃	1.177
X ₄	1.572
X ₅₋₁	12.558
X ₅₋₂	12.069
X ₆	1.584
X ₇	3.080
X ₈	1.445
X ₉₋₁	2.978
X ₉₋₂	2.570
X ₁₀	1.287
X ₁₁	1.306
X ₁₂₋₁	3.269
X ₁₂₋₂	2.161
X ₁₂₋₃	2.511
X ₁₂₋₄	2.514
X ₁₂₋₅	4.092
X ₁₂₋₆	2.692
X ₁₂₋₇	4.117
X ₁₂₋₈	3.588
X ₁₂₋₉	2.040

m. Data 13

Variabel	VIF
X ₁₋₁	24.787
X ₁₋₂	4.486
X ₂₋₁	22.548
X ₂₋₂	16.891
X ₃₋₁	21.034
X ₃₋₂	25.759
X ₄₋₁	18.899
X ₄₋₂	7.346
X ₅₋₁	8.645
X ₅₋₂	5.925
X ₆₋₁	33.729
X ₆₋₂	16.787
X ₇₋₁	26.086
X ₇₋₂	17.778

n. Data 14

Variabel	VIF
X ₁	13.043
X ₂	20.709
X ₃	13.319
X ₄	21.900
X ₅	37.848
X ₆	13.067
X ₇	30.299
X ₈	2.799
X ₉	63.906
X ₁₀	2.184
X ₁₁	12.467
X ₁₂	48.946
X ₁₃	163.959
X ₁₄	311.554
X ₁₅	13.164
X ₁₆	26.506
X ₁₇	24.733
X ₁₈	22.330

o. Data 15

Variabel	VIF
X ₁	1.518
X ₂	14.440
X ₃	17.050
X ₄	1.491
X ₅	4.411

Lampiran 5 Koefisien a_{q1} dan w_{q1}

a. Data 1

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	-21.567	0.996	
X ₂	-0.619	0.000	-0.214
X ₃₋₁	-0.157	0.957	
X ₃₋₂	-0.259	0.710	
X ₃₋₃	-0.164	0.901	
X ₄	-0.162	0.912	
X ₅	0.797	0.255	
X ₆	0.000	1.000	
X ₇₋₁	1.962	0.017	0.677
X ₇₋₂	-2.044	0.028	-0.705
X ₈₋₁	1.489	0.206	
X ₈₋₂	-0.384	0.625	
X ₉₋₁	0.899	0.377	
X ₉₋₁	0.104	0.863	
X ₁₀	1.190	0.087	
X ₁₁	-20.918	0.997	

b. Data 2

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	0.017	0.650	
X ₂	1.722	0.003	0.991
X ₃₋₁	-0.251	0.633	
X ₃₋₂	0.304	0.652	
X ₃₋₃	-0.186	0.743	
X ₄	-21.975	0.998	
X ₅	-0.215	0.000	-0.124
X ₆	-0.138	0.789	
X ₇	0.592	0.280	
X ₈	-0.084	0.000	-0.048

c. Data 3

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁₋₁	2.347	0.001	0.772
X ₁₋₂	0.379	0.428	
X ₁₋₃	-1.647	0.002	-0.541
X ₂	-0.184	0.000	-0.061
X ₃	-0.813	0.110	
X ₄₋₁	-0.798	0.103	
X ₄₋₂	0.163	0.741	
X ₅	-0.195	0.676	
X ₆₋₁	0.999	0.037	0.329
X ₆₋₂	-0.227	0.811	

d. Data 4

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	0.652	0.036	0.326
X ₂₋₁	1.041	0.001	0.521
X ₂₋₂	-0.800	0.018	-0.401
X ₃₋₁	0.397	0.396	
X ₃₋₂	-0.417	0.163	
X ₃₋₃	0.018	0.949	
X ₃₋₄	0.268	0.509	
X ₄₋₁	1.357	0.000	0.679
X ₄₋₂	-0.151	0.590	
X ₅₋₁	0.465	0.096	
X ₅₋₂	-0.118	0.742	
X ₅₋₃	-0.436	0.226	

e. Data 5

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
x1	-0.199	0.015	-0.540
x2	-0.310	0.020	-0.842
x3	-0.263	0.131	
x4	-0.320	0.073	

f. Data 6

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	0.046	0.206	
X ₂₋₁	-1.335	0.137	
X ₂₋₂	-0.811	0.318	
X ₂₋₃	0.943	0.173	
X ₃	1.143	0.013	0.842
X ₄	0.530	0.001	0.391
X ₅	0.268	0.042	0.198
X ₆	0.128	0.248	
X ₇	0.427	0.003	0.314

g. Data 7

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	-3.803	0.100	
X ₂	-16.237	0.001	-0.305
X ₃	-50.673	0.001	-0.951
X ₄	-1.582	0.002	-0.030
X ₅	-2.743	0.006	-0.052

h. Data 8

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	-83.064	0.022	-0.830
X ₂	-42.160	0.032	-0.421
X ₃	-14.108	0.041	-0.141
X ₄	-116.64	0.071	
X ₅	-95.258	0.052	
X ₆	-33.808	0.037	-0.338
X ₇	-16.477	0.079	
X ₈	-3.505	0.071	

i. Data 9

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	0.179	0.541	0.436
X ₂₋₁	1.198	0.011	0.473
X ₂₋₂	1.298	0.000	0.568
X ₃₋₁	1.559	0.000	-0.272
X ₃₋₂	-0.746	0.010	0.384
X ₄₋₁	1.053	0.005	
X ₄₋₂	0.565	0.055	
X ₅₋₁	0.608	0.092	
X ₅₋₂	-0.097	0.735	0.207
X ₆₋₁	0.568	0.050	
X ₆₋₂	0.117	0.703	0.436

j. Data 10

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	-0.010	0.458	
X ₂₋₁	0.129	0.833	
X ₂₋₂	0.329	0.762	
X ₂₋₃	0.042	0.937	
X ₂₋₄	-0.472	0.466	
X ₂₋₅	-0.170	0.745	
X ₃₋₁	-1.033	0.029	-0.595
X ₃₋₂	0.642	0.187	
X ₄	-0.103	0.102	
X ₅	1.397	0.005	0.804

k. Data 11

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	-3.179	0.000	-0.773
X ₂	-1.060	0.000	-0.258
X ₃	-1.342	0.000	-0.326
X ₄	-0.870	0.000	-0.211
X ₅	-0.994	0.000	-0.242
X ₆	-0.877	0.002	-0.213
X ₇	-0.651	0.006	-0.158
X ₈	-0.980	0.000	-0.238

1. Data ke12

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	0.000	0.996	
X ₂	0.291	0.288	
X ₃	-0.802	0.003	-0.283
X ₄	-0.103	0.696	
X ₅₋₁	-0.220	0.444	
X ₅₋₂	0.107	0.714	
X ₆	-0.610	0.122	
X ₇	-0.007	0.820	
X ₈	-1.044	0.001	-0.368
X ₉₋₁	-0.045	0.886	
X ₉₋₂	-0.278	0.305	
X ₁₀	-0.036	0.003	-0.013
X ₁₁	-0.006	0.012	-0.002
X ₁₂₋₁	-0.368	0.339	
X ₁₂₋₂	1.516	0.024	0.535
X ₁₂₋₃	0.242	0.634	
X ₁₂₋₄	0.770	0.203	
X ₁₂₋₅	0.806	0.034	0.284
X ₁₂₋₆	1.434	0.006	0.506
X ₁₂₋₇	-0.790	0.015	-0.279
X ₁₂₋₈	-0.824	0.024	-0.291
X ₁₂₋₉	-0.546	0.296	

m. Data 13

Variabel	a_{ij}	p-value
X ₁₋₁	22.505	0.998
X ₁₋₂	-21.436	0.999
X ₂₋₁	4.048	0.004
X ₂₋₂	-1.513	0.136
X ₃₋₁	22.053	0.999
X ₃₋₂	-1.386	0.273
X ₄₋₁	3.381	0.014
X ₄₋₂	0.566	0.550
X ₅₋₁	22.331	0.999
X ₅₋₂	-0.489	0.605
X ₆₋₁	4.419	0.003
X ₆₋₂	-1.161	0.394
X ₇₋₁	4.048	0.004
X ₇₋₂	-1.946	0.059

n. Data 14

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	0.440	0.154	
X ₂	1.020	0.039	0.019
X ₃	1.342	0.016	0.025
X ₄	0.000	0.872	
X ₅	-5.890	0.045	-0.110
X ₆	-0.701	0.019	-0.013
X ₇	0.126	0.956	
X ₈	-0.037	0.369	
X ₉	0.008	0.552	
X ₁₀	-0.424	0.064	
X ₁₁	-3.024	0.085	
X ₁₂	0.467	0.284	
X ₁₃	0.735	0.313	
X ₁₄	2.941	0.113	
X ₁₅	3.042	0.166	
X ₁₆	51.489	0.009	0.959
X ₁₇	9.031	0.107	
X ₁₈	13.994	0.042	0.261

o. Data 15

Variabel	a_{q1}	p-value	w_{q1}
X ₁	3.926	0.003	0.999
X ₂	0.152	0.000	0.039
X ₃	0.043	0.000	0.011
X ₄	-0.001	0.604	
X ₅	0.026	0.000	0.007

Lampiran 6 Koefisien a_{q2} dan w_{q2}

a. Data 1

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	-20.642	0.996
X ₂	-0.134	0.557
X ₃₋₁	-0.180	0.976
X ₃₋₂	-0.757	0.325
X ₃₋₃	-0.395	0.808
X ₄	-1.185	0.532
X ₅	0.495	0.521
X ₆	0.000	1.000
X ₇₋₁	-0.995	0.446
X ₇₋₂	0.420	0.753
X ₈₋₁	1.594	0.270
X ₈₋₂	-0.022	0.983
X ₉₋₁	0.222	0.848
X ₉₋₁	-0.081	0.911
X ₁₀	1.000	0.199
X ₁₁	-22.169	0.995

b. Data 2

Variabel	a_{q2}	p-value	w_{q2}
X ₁	-0.081	0.093	
X ₂	-0.639	0.410	
X ₃₋₁	-0.241	0.713	
X ₃₋₂	-1.954	0.049	-1.000
X ₃₋₃	0.901	0.204	
X ₄	-22.208	0.998	
X ₅	0.057	0.502	
X ₆	-0.756	0.256	
X ₇	-0.260	0.708	
X ₈	-0.036	0.222	

c. Data 3

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁₋₁	-0.304	0.762
X ₁₋₂	0.159	0.767
X ₁₋₃	0.586	0.397
X ₂	-0.050	0.416
X ₃	-0.693	0.235
X ₄₋₁	-0.530	0.344
X ₄₋₂	-0.174	0.766
X ₅	-0.626	0.253
X ₆₋₁	0.027	0.962
X ₆₋₂	0.774	0.482

d. Data 4

Variabel	a_{q2}	p-value	w_{q2}
X ₁	0.321	0.327	
X ₂₋₁	-0.104	0.788	
X ₂₋₂	0.485	0.251	
X ₃₋₁	0.643	0.205	
X ₃₋₂	-0.342	0.275	
X ₃₋₃	-0.189	0.533	
X ₃₋₄	0.184	0.668	
X ₄₋₁	0.124	0.775	
X ₄₋₂	0.880	0.008	1.000
X ₅₋₁	0.547	0.065	
X ₅₋₂	0.092	0.809	
X ₅₋₃	-0.576	0.124	

e. Data 5

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	0.002	0.988
X ₂	-0.003	0.988
X ₃	-0.242	0.170
X ₄	-0.292	0.109

f. Data 6

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	-0.009	0.893
X ₂₋₁	2.191	0.150
X ₂₋₂	-1.214	0.281
X ₂₋₃	-0.275	0.769
X ₃	-0.764	0.267
X ₄	0.056	0.795
X ₅	0.017	0.918
X ₆	0.286	0.115
X ₇	0.094	0.642

g. Data 7

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	-1.403	0.735
X ₂	18.252	0.138
X ₃	59.117	0.226
X ₄	-0.270	0.702
X ₅	-3.023	0.098

h. Data 8

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	7.696	0.881
X ₂	0.718	0.980
X ₃	6.536	0.526
X ₄	-129.33	0.171
X ₅	-90.161	0.169
X ₆	-21.998	0.371
X ₇	-39.513	0.095
X ₈	-5.761	0.130

i. Data 9

Variabel	a_{q2}	p-value	w_{q2}
X ₁	-0.312	0.329	
X ₂₋₁	-0.598	0.321	
X ₂₋₂	0.686	0.073	
X ₃₋₁	0.238	0.661	
X ₃₋₂	0.676	0.087	
X ₄₋₁	-0.309	0.517	
X ₄₋₂	0.798	0.012	0.626
X ₅₋₁	0.032	0.936	
X ₅₋₂	0.142	0.643	
X ₆₋₁	-0.135	0.683	
X ₆₋₂	0.995	0.005	0.780

j. Data 10

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	-0.007	0.641
X ₂₋₁	0.038	0.952
X ₂₋₂	-0.206	0.862
X ₂₋₃	0.273	0.628
X ₂₋₄	-0.361	0.592
X ₂₋₅	-0.263	0.630
X ₃₋₁	-0.047	0.936
X ₃₋₂	-0.093	0.864
X ₄	-0.095	0.142
X ₅	-0.063	0.936

k. Data 11

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	1.706	0.323
X ₂	0.382	0.652
X ₃	-0.710	0.348
X ₄	0.278	0.602
X ₅	-0.107	0.868
X ₆	-0.120	0.839
X ₇	-0.527	0.312
X ₈	-0.112	0.850

1. Data 12

Variabel	a_{q2}	p-value	w_{q2}
X ₁	0.007	0.794	
X ₂	0.371	0.196	
X ₃	-0.058	0.846	
X ₄	-0.109	0.690	
X ₅₋₁	-0.231	0.440	
X ₅₋₂	0.076	0.804	
X ₆	-1.376	0.002	-0.907
X ₇	0.012	0.711	
X ₈	0.582	0.141	
X ₉₋₁	0.082	0.801	
X ₉₋₂	-0.639	0.026	-0.421
X ₁₀	-0.006	0.677	-0.907
X ₁₁	0.000	0.906	
X ₁₂₋₁	-0.056	0.890	
X ₁₂₋₂	0.436	0.546	
X ₁₂₋₃	0.426	0.428	
X ₁₂₋₄	0.360	0.571	
X ₁₂₋₅	-0.477	0.274	
X ₁₂₋₆	0.709	0.205	
X ₁₂₋₇	-0.052	0.884	
X ₁₂₋₈	0.109	0.788	
X ₁₂₋₉	-0.206	0.703	

m. Data 13

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁₋₁	20.387	0.998
X ₁₋₂	-18.616	0.999
X ₂₋₁	0.329	0.859
X ₂₋₂	0.381	0.805
X ₃₋₁	19.851	0.999
X ₃₋₂	0.176	0.915
X ₄₋₁	-2.955	0.271
X ₄₋₂	3.479	0.132
X ₅₋₁	19.438	0.999
X ₅₋₂	-0.396	0.812
X ₆₋₁	1.747	0.347
X ₆₋₂	-0.607	0.749
X ₇₋₁	-1.741	0.462
X ₇₋₂	1.792	0.400

n. Data 14

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	-0.170	0.646
X ₂	-0.052	0.935
X ₃	0.149	0.836
X ₄	0.002	0.538
X ₅	2.155	0.599
X ₆	0.030	0.939
X ₇	4.711	0.109
X ₈	-0.019	0.675
X ₉	0.020	0.237
X ₁₀	-0.312	0.206
X ₁₁	-3.003	0.129
X ₁₂	0.671	0.215
X ₁₃	1.224	0.178
X ₁₄	2.682	0.250
X ₁₅	0.816	0.749
X ₁₆	3.585	0.900
X ₁₇	0.324	0.963
X ₁₈	2.379	0.777

o. Data ke-15

Variabel	a_{q2}	p-value
X ₁	-3.027	0.369
X ₂	-0.037	0.350
X ₃	0.018	0.097
X ₄	-0.001	0.776
X ₅	-0.003	0.587

Lampiran 7 Koefisien a_{q3} dan w_{q3}

a. Data 2

Variabel	a_{q3}	p-value
X ₁	-0.085	0.091
X ₂	-0.756	0.350
X ₃₋₁	-0.763	0.294
X ₃₋₂	3.19E+15	0.681
X ₃₋₃	0.627	0.396
X ₄	-21.68	0.998
X ₅	0.031	0.724
X ₆	-1.022	0.151
X ₇	-0.422	0.563
X ₈	-0.031	0.312

b. Data 9

Variabel	a_{q3}	p-value	w_{q3}
X ₁	-0.288	0.374	
X ₂₋₁	-0.316	0.607	
X ₂₋₂	0.246	0.549	
X ₃₋₁	0.102	0.854	
X ₃₋₂	0.783	0.051	
X ₄₋₁	-0.136	0.782	
X ₄₋₂	-0.017	0.969	
X ₅₋₁	-0.010	0.980	
X ₅₋₂	0.015	0.961	
X ₆₋₁	0.875	0.033	1.000
X ₆₋₂	0.021	0.969	

c. Data 10

Variabel	a_{q3}	p-value	w_{q3}
X ₁	0.209	0.528	1.000
X ₂₋₁	-0.632	0.142	
X ₂₋₂	0.752	0.088	
X ₃₋₁	0.676	0.183	
X ₃₋₂	-0.371	0.239	
X ₃₋₃	-0.226	0.459	
X ₃₋₄	0.238	0.584	
X ₄₋₁	1.227	0.031	
X ₄₋₂	-1.5E+15	0.634	
X ₅₋₁	0.515	0.085	
X ₅₋₂	0.108	0.775	
X ₅₋₃	-0.543	0.150	

d. Data 12

Variabel	a_{q3}	p-value
X ₁	-0.021	0.453
X ₂	0.283	0.334
X ₃	-0.319	0.304
X ₄	-0.272	0.333
X ₅₋₁	-0.301	0.321
X ₅₋₂	0.163	0.597
X ₆	0.005	0.995
X ₇	-0.006	0.851
X ₈	0.443	0.273
X ₉₋₁	-0.246	0.473
X ₉₋₂	-0.002	0.995
X ₁₀	0.007	0.631
X ₁₁	0.005	0.072
X ₁₂₋₁	-0.213	0.606
X ₁₂₋₂	0.289	0.694
X ₁₂₋₃	0.379	0.485
X ₁₂₋₄	0.473	0.462
X ₁₂₋₅	-0.212	0.635
X ₁₂₋₆	0.944	0.089
X ₁₂₋₇	0.058	0.872
X ₁₂₋₈	-0.176	0.672
X ₁₂₋₉	-0.095	0.865

Lampiran 8 Koefisien a_{q4} dan w_{q4}

a. Data 9

Variabel	a_{q4}	p-value
X ₁	-0.307	0.346
X ₂₋₁	-0.106	0.866
X ₂₋₂	0.168	0.686
X ₃₋₁	0.126	0.820
X ₃₋₂	0.595	0.151
X ₄₋₁	0.318	0.547
X ₄₋₂	-0.998	0.075
X ₅₋₁	-0.006	0.989
X ₅₋₂	0.068	0.829
X ₆₋₁	-4.70E+15	0.100
X ₆₋₂	1.244	0.075

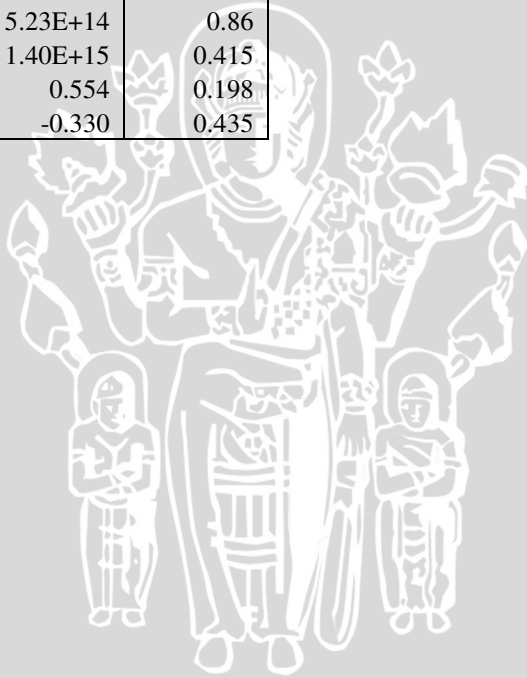
b. Data 10

Variabel	a_{q4}	p-value	w_{q4}
X ₁	0.289	0.386	
X ₂₋₁	-0.129	0.807	
X ₂₋₂	-0.377	0.448	
X ₃₋₁	0.605	0.236	
X ₃₋₂	-0.362	0.250	
X ₃₋₃	-0.245	0.422	
X ₃₋₄	0.342	0.438	
X ₄₋₁	1.66E+15	0.687	
X ₄₋₂	-4.20E+13	0.989	
X ₅₋₁	0.593	0.050	1.000
X ₅₋₂	0.110	0.773	
X ₅₋₃	-0.591	0.119	

Lampiran 9 Koefisien a_{q5}

c. Data 10

Variabel	a_{q5}	p-value
X ₁	-0.055	0.887
X ₂₋₁	0.297	0.605
X ₂₋₂	0.220	0.663
X ₃₋₁	0.997	0.066
X ₃₋₂	-0.198	0.548
X ₃₋₃	-0.455	0.160
X ₃₋₄	0.176	0.698
X ₄₋₁	7.67E+14	0.851
X ₄₋₂	5.23E+14	0.86
X ₅₋₁	1.40E+15	0.415
X ₅₋₂	0.554	0.198
X ₅₋₃	-0.330	0.435



Lampiran 10 Regresi Logistik y dengan k_h

a. Data 1

Ordinal Logistic Regression: Y versus t1

Logistic Regression Table

95% CI	Odds							
	Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
	Const(1)	8.381	2.678	3.13	0.002			
	Const(2)	16.856	3.979	4.24	0.000			
	t1	2.9117	0.7578	3.84	0.000	18.39	4.16	81.21

Log-likelihood = -32.383

Test that all slopes are zero: G = 34.738, DF = 1, P-Value = 0.000

b. Data 2

Ordinal Logistic Regression: Y versus t1, t2

Logistic Regression Table

95% CI	Odds							
	Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
	Const(1)	6.199	1.740	3.56	0.000			
	Const(2)	11.058	2.332	4.74	0.000			
	t1	1.9114	0.4162	4.59	0.000	6.76	2.99	15.29
	t2	1.9535	0.9934	1.97	0.049	7.05	1.01	49.44

Log-likelihood = -33.306

Test that all slopes are zero: G = 46.332, DF = 2, P-Value = 0.000

c. Data 3

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

95% CI	Odds							
	Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
	Const(1)	0.1650	0.3443	0.48	0.632			
	Const(2)	2.1182	0.4412	4.80	0.000			
	t1	2.3928	0.5163	4.63	0.000	10.94	3.98	30.11

Log-likelihood = -51.273

Test that all slopes are zero: G = 34.768, DF = 1, P-Value = 0.000

d. Data 4

Ordinal Logistic Regression: y versus t1, t2, t3, t4

Logistic Regression Table

					Odds		
95% CI							
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
Const(1)	-2.0260	0.2706	-7.49	0.000			
Const(2)	2.3337	0.3178	7.34	0.000			
t1	1.8930	0.3133	6.04	0.000	6.64	3.59	12.27
t2	1.0052	0.3506	2.87	0.004	2.73	1.37	5.43
t3	1.2216	0.5716	2.14	0.033	3.39	1.11	10.40
t4	0.5932	0.3020	1.96	0.049	1.81	1.00	3.27

Log-likelihood = -152.596

Test that all slopes are zero: G = 52.899, DF = 4, P-Value = 0.000

e. Data 5

Ordinal Logistic Regression: Y versus t1

Logistic Regression Table

					Odds		
95% CI							
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
Const(1)	39.802	9.894	4.02	0.000			
Const(2)	51.84	12.65	4.10	0.000			
t1	2.5304	0.6222	4.07	0.000	12.56	3.71	42.52

Log-likelihood = -9.818

Test that all slopes are zero: G = 74.840, DF = 1, P-Value = 0.000

f. Data 6

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

					Odds		
95% CI							
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
Const(1)	-1.4983	0.3355	-4.47	0.000			
Const(2)	0.2673	0.2784	0.96	0.337			
t1	1.8763	0.5210	3.60	0.000	6.53	2.35	18.13

Log-likelihood = -64.402

Test that all slopes are zero: G = 14.247, DF = 1, P-Value = 0.000

g. Data 7

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

						Odds	
95% CI							
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
Const(1)	3.378	1.888	1.79	0.074			
Const(2)	7.546	2.051	3.68	0.000			
t1	0.3415	0.1082	3.16	0.002	1.41	1.14	1.74
Log-likelihood = -71.901							
Test that all slopes are zero: G = 10.966, DF = 1, P-Value = 0.001							

h. Data 8

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

						Odds	
95% CI							
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
Const(1)	-15.331	4.171	-3.68	0.000			
Const(2)	-11.724	3.426	-3.42	0.001			
t1	1.2979	0.3549	3.66	0.000	3.66	1.83	7.34
Log-likelihood = -16.423							
Test that all slopes are zero: G = 33.071, DF = 1, P-Value = 0.000							

i. Data 9

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

						Odds	
95% CI							
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Lower	Upper
Const(1)	8.953	2.916	3.07	0.002			
Const(2)	16.370	5.492	2.98	0.003			
t1	40.04	13.10	3.06	0.002	2.45E+17	1.73E+06	3.46E+28
Log-likelihood = -7.942							
Test that all slopes are zero: G = 36.948, DF = 1, P-Value = 0.000							

j. Data 10

Ordinal Logistic Regression: Y versus t1

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Odds	
						Lower	Upper
Const(1)	1.459	1.838	0.79	0.427			
Const(2)	3.819	1.873	2.04	0.042			
Const(3)	10.297	4.475	2.30	0.021			
t1	92.44	40.53	2.28	0.023	*	4.44E+05	*

Log-likelihood = -10.821

Test that all slopes are zero: G = 16.127, DF = 1, P-Value = 0.000

k. Data 11

Ordinal Logistic Regression: y versus t1, t2, t3

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Odds	
						Lower	Upper
Const(1)	-1.0866	0.2183	-4.98	0.000			
Const(2)	1.9347	0.2677	7.23	0.000			
t1	1.5183	0.2710	5.60	0.000	4.56	2.68	7.76
t2	1.2168	0.3328	3.66	0.000	3.38	1.76	6.48
t3	0.8750	0.4095	2.14	0.033	2.40	1.08	5.35

Log-likelihood = -149.429

Test that all slopes are zero: G = 51.636, DF = 3, P-Value = 0.000

l. Data 12

Ordinal Logistic Regression: Y versus t1, t2

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Odds	
						Lower	Upper
Const(1)	0.8255	0.5999	1.38	0.169			
Const(2)	5.6575	0.7323	7.73	0.000			
Const(3)	7.7936	0.8182	9.52	0.000			
t1	2.5635	0.3731	6.87	0.000	12.98	6.25	26.97
t2	1.5519	0.4073	3.81	0.000	4.72	2.12	10.49

Log-likelihood = -198.687

Test that all slopes are zero: G = 70.779, DF = 2, P-Value = 0.000

m. Data 13

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Link Function: Logit

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Odds	
						Lower	Upper
Const(1)	-5.478	2.048	-2.67	0.007			
Const(2)	-2.668	1.172	-2.28	0.023			
t1	4.238	1.452	2.92	0.004	69.29	4.02	1193.99

Log-likelihood = -7.730

Test that all slopes are zero: G = 20.950, DF = 1, P-Value = 0.000

n. Data 14

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Odds	
						Lower	Upper
Const(1)	-3.995	1.070	-3.73	0.000			
Const(2)	-2.4614	0.6468	-3.81	0.000			
Const(3)	1.3898	0.5387	2.58	0.010			
t1	23.069	7.543	3.06	0.002	1.04E+10	3958.6	2.75E+16

Log-likelihood = -24.752

Test that all slopes are zero: G = 15.606, DF = 1, P-Value = 0.000

o. Data 15

Ordinal Logistic Regression: y versus t1

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Ratio	Odds	
						Lower	Upper
Const(1)	-33.247	5.708	-5.82	0.000			
Const(2)	-25.742	4.491	-5.73	0.000			
t1	2.4426	0.4312	5.66	0.000	11.50	4.94	26.78

Log-likelihood = -31.981

Test that all slopes are zero: G = 232.237, DF = 1, P-Value = 0.000

Lampiran 11 Transformasi Model dan Signifikansi Parameter

a. Data 1

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	8.381	0.043
Konstanta 2 (θ_2)	16.856	0.027
x_2	-0.622	0.047
x_{7-1}	1.970	0.031
x_{7-2}	-2.052	0.043

b. Data 2

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	6.199	0.052
Konstanta 2 (θ_2)	11.058	0.001
x_2	1.895	0.034
x_{3-2}	-1.460	0.837
x_5	-0.237	0.179
x_8	-0.092	0.004

c. Data 3

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	0.165	0.364
Konstanta 2 (θ_2)	2.118	0.009
x_{1-1}	1.846	0.020
x_{1-3}	-1.296	0.005
x_2	-0.145	0.003
x_{6-1}	0.786	0.277

d. Data 4

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-1.498	0.017
Konstanta 2 (θ_2)	0.267	0.606
x_{3-1}	-1.116	0.013
x_5	1.509	0.004

e. Data 5

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	3.378	0.144
Konstanta 2 (θ_2)	7.546	0.022
x_1	-0.185	0.020
x_2	-0.287	0.029

f. Data 6

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-15.332	0.026
Konstanta2 (θ_2)	-11.724	0.039
x_3	1.093	0.000
x_4	0.507	0.027
x_5	0.257	0.013
x_7	0.408	0.001

g. Data 7

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	8.953	0.342
Konstanta 2 (θ_2)	16.370	0.333
x_2	-12.196	0.007
x_3	-38.062	0.003
x_4	-1.188	0.004
x_5	-2.060	0.317

h. Data 8

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	1.459	0.380
Konstanta 2 (θ_2)	3.819	0.086
Konstanta3 (θ_3)	10.297	0.001
x_1	-76.712	0.001
x_2	-38.935	0.019
x_3	-13.029	0.000
x_6	-31.222	0.023

i. Data 9

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-1.087	0.043
Konstanta 2 (θ_2)	1.935	0.001
X ₂₋₁	0.662	0.022
X ₂₋₂	0.718	0.022
X ₃₋₁	0.862	0.029
X ₃₋₂	-0.412	0.103
X ₄₋₁	0.582	0.036
X ₄₋₂	0.333	0.215
X ₆₋₁	0.519	0.759
X ₆₋₂	0.468	0.729

j. Data 10

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-2.026	0.000
Konstanta 2 (θ_2)	2.334	0.000
X ₁	0.618	0.290
X ₂₋₁	0.987	0.004
X ₂₋₂	-0.758	0.238
X ₄₋₁	1.565	0.000
X ₄₋₂	0.471	0.868
X ₅₋₁	0.312	0.454

k. Data 11

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	39.802	0.000
Konstanta 2 (θ_2)	51.837	0.000
X ₁	-1.955	0.089
X ₂	-0.652	0.041
X ₃	-0.825	0.039
X ₄	-0.535	0.039
X ₅	-0.611	0.044
X ₆	-0.539	0.073
X ₇	-0.401	0.073
X ₈	-0.603	0.039

1. Data 12

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta 1 (θ_1)	0.825	0.539
Konstanta 2 (θ_2)	5.657	0.003
Konstanta 3 (θ_3)	7.794	0.000
X ₃	-0.725	0.048
X ₆	0.085	0.550
X ₈	-0.943	0.004
X ₉₋₂	-0.482	0.443
X ₁₀	-0.033	0.044
X ₁₁	-0.005	0.138
X ₁₂₋₂	1.371	0.270
X ₁₂₋₅	0.729	0.259
X ₁₂₋₆	1.296	0.124
X ₁₂₋₇	-0.714	0.200
X ₁₂₋₈	-0.745	0.272

m. Data 13

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-5.478	0.065
Konstanta 2 (θ_2)	-2.668	0.462
X ₂₋₁	2.149	0.016
X ₄₋₁	1.795	0.141
X ₆₋₁	2.346	0.270
X ₇₋₁	2.149	0.161

n. Data 14

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-3.995	0.030
Konstanta 2 (θ_2)	-2.461	0.117
Konstanta3 (θ_3)	1.390	0.592
x_2	0.438	0.268
x_3	0.576	0.094
x_5	-2.530	0.140
x_6	-0.301	0.041
x_{16}	22.114	0.015
x_{18}	6.010	0.046

o. Data 15

Variabel	Koefisien	p-value
Konstanta1 (θ_1)	-33.247	0.011
Konstanta 2 (θ_2)	-25.742	0.010
x_1	2.441	0.007
x_2	0.094	0.000
x_3	0.027	0.041
x_5	0.016	0.000

Lampiran 12 Uji t Berpasangan

Paired T-Test and CI: plsolr, pom

Paired T for plsolr - pom

	N	Mean	StDev	SE Mean
plsolr	11	0.6889	0.2456	0.0741
pom	11	0.6788	0.3068	0.0925
Difference	11	0.0101	0.1236	0.0373

95% lower bound for mean difference: -0.0575

T-Test of mean difference = 0 (vs > 0): T-Value = 0.27

P-Value = 0.396

