PENANGANAN MULTIKOLINIERITAS PADA MODEL REGRESI LOGISTIK ORDINAL MENGGUNAKAN METODE *PRINCIPAL COMPENENT LOGISTIC REGRESSION STEPWISE* (PCLR$_{(S)}$) DAN *PARTIAL LEAST SQUARE GENERALIZED LINIER REGRESSION* (PLS-GLR)

(Studi kasus pada data profil penderita tuberculosis paru di wilayah kerja pukesmas Kedung Kandang-Kota Malang)

SKRIPSI

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

oleh:
IRMA NAFIANA
0910953032-95

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2013

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PENANGANAN MULTIKOLINIERITAS PADA MODEL REGRESI LOGISTIK ORDINAL MENGGUNAKAN METODE *PRINCIPAL COMPENENT LOGISTIC REGRESSION STEPWISE* (PCLR$_{(S)}$) DAN *PARTIAL LEAST SQUARE GENERALIZED LINIER REGRESSION* (PLS-GLR)
(Studi kasus pada data profil penderita tuberculosis paru di wilayah kerja pukesmas Kedung Kandang-Kota Malang)

oleh:
IRMA NAFIANA
0910953032-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 31 Juli 2013
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Pembimbing I	Pembimbing II
Samingun Handoyo, S.Si.,MCs	**Eni Sumarminingsih, S.Si., MM.**
NIP. 197304151998021002	**NIP. 197705152002122009**

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc.
NIP. 196709071992031001
LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : IRMA NAFIANA
NIM : 0910953032-95
Jurusan : MATEMATIKA
Program Studi : STATISTIKA
Skripsi Berjudul :

PENANGANAN MULTIKOLINIERITAS PADA MODEL REGRESI LOGISTIK ORDINAL MENGGUNAKAN METODE *PRINCIPAL COMPENENT LOGISTIC REGRESSION STEPWISE* (PCLR$_{(S)}$) DAN *PARTIAL LEAST SQUARE GENERALIZED LINIER REGRESSION* (PLS-GLR)
(Studi kasus pada data profil penderita tuberculosis paru di wilayah kerja pukesmas Kedung Kandang-Kota Malang)

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.**

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, 31 Juli 2013
Yang menyatakan,

(IRMA NAFIANA)
NIM. 0910953032-95

PENANGANAN MULTIKOLINIERITAS PADA MODEL REGRESI LOGISTIK ORDINAL MENGGUNAKAN METODE *PRINCIPAL COMPENENT LOGISTIC REGRESSION STEPWISE* ($PCLR_{(S)}$) DAN *PARTIAL LEAST SQUARE GENERALIZED LINIER REGRESSION* (PLS-GLR)

ABSTRAK

Regresi logistik ordinal adalah regresi logistik yang melibatkan peubah respon dengan kategori lebih dari dua dengan skala ordinal, serta peubah prediktor yang bersifat kategori atau kontinyu. Pada regresi logistik ordinal dengan banyak peubah prediktor memiliki sensivitas terhadap multikolinieritas. Beberapa pendekatan metode untuk mengatasi masalah multikolinieritas, di antaranya $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* dan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)*. Data yang digunakan adalah data profil penderita Tuberculosis paru di wilayah kerja Pukesmas Kedung Kandang Malang, Pada data tersebut, diketahui faktor yang mempengaruhi penyakit tuberkulosis yaitu tingkat konsumsi gizi. Berdasarkan hal tersebut, ingin dimodelkan fungsi peluang yang mempengaruhi tingkat konsumsi gizi pada penderita tuberkulosis berdasarkan faktor usia, berat badan individu, berat badan AKG, AKG energi, AKG individu dan rata-rata konsumsi energi sehari-hari. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh peubah prediktor dari metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR pada data profil penderita tuberculosis paru, serta memilih metode terbaik dalam mengatasi multikolinieritas pada data profil penderita tuberculosis paru yang di lihat dari nilai AIC, BIC dan PCP. Dengan membandingkan nilai AIC, BIC dan PCP di peroleh metode terbaik dalam mengatasi multikolinieritas adalah metode $PCLR_{(S)}$.

Kata Kunci : Regresi Logistik Ordinal, $PCLR_{(S)}$, PLS-GLR.

THE HANDLING OF MULTICOLLINEARITY FOR ORDINARY LOGISTIC REGRESSION MODEL USING (PCLR$_{(S)}$) *PRINCIPAL COMPENENT LOGISTIC REGRESSION STEPWISE* METHOD AND *PARTIAL LEAST SQUARE GENERALIZED LINIER REGRESSION* (PLS-GLR)

ABSTRACT

Ordinary logistic regression is logistic regression that involved the response variable using more than two categories with ordinary scale also predictor variable that is categorical or continue. In the ordinary logistic regression with many predictor variables has sensitivity to multicollinearity. Some of the approaching method to solve the problem of multicollinearity, one of them is PCLR$_{(s)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise*) and PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression*). Data that used is the data of patients with pulmonary tuberculosis profile in work area of Puskesmas Kendung Kandang Malang. In the data discovered that the factor which is affect tuberculosis is nutrient intake rate. Based on that fact, consider to build a model of probability function which is affect nutrient intake rate build upon age factor, individual body weight, AKG body weight, energy of AKG, individual AKG and the average of daily energy consumption. This research aims to know the affect of pulmonary tuberculosis patients and also choose the best method in order to handle multicollinearity in data of patients with pulmonary tuberculosis profile which is known from the value of AIC, BIC and PCP. By compare the AIC, BIC and PCP then obtainable the best model to solve multicollinearity is PCLR$_{(s)}$ method.

Keywords: ordinary logistic regression, PCLR$_{(s)}$, PLS-GLR

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "PENANGANAN MULTIKOLINIERITAS PADA MODEL REGRESI LOGISTIK ORDINAL MENGGUNAKAN METODE *PRINCIPAL COMPENENT LOGISTIC REGRESSION STEPWISE* ($PCLR_{(S)}$) DAN *PARTIAL LEAST SQUARE GENERALIZED LINIER REGRESSION* (PLS-GLR)" sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika. Dalam menyusun skripsi ini cukup banyak bimbingan maupun saran. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Samingun Handoyo, S.Si., MCs selaku Dosen Pembimbing I dan Ibu Eni Sumarminingsih, S.Si., MM , selaku Dosen Pembimbing II yang dengan sabar memberikan pengarahan dan bimbingan kepada penulis hingga skripsi ini terselesaikan dengan baik.
2. Dr. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc, selaku Dosen Penguji yang telah memberikan arahan dan nasehat kepada penulis hingga skripsi ini terselesaikan dengan baik.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya Malang.
4. Bapak, Ibu dan keluarga besar yang senantiasa mendo'akan dan memotivasi penulis hingga skripsi ini terselesaikan dengan baik.
5. Dwi Arianto Rukmana yang senantiasa mendo'akan, memberikan semangat penulis hingga skripsi ini terselesaikan dengan baik.
6. Teman-teman keluarga besar Statistika. Semoga Allah selalu memberi kelancaran, barokah dan membalas kebaikan kalian.
7. Semua pihak yang telah membantu dan memberikan semangat selama penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih banyak kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi penulis, pembaca dan semua pihak yang membutuhkan.

Malang, Juli 2013

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI ii
LEMBAR PERNYATAAN iii
ABSTRAK iv
ABSTRACT v
KATA PENGANTAR vi
DAFTAR ISI vii
DAFTAR GAMBAR ix
DAFTAR TABEL x
DAFTAR LAMPIRAN xii

BAB I PENDAHULUAN
1.1. Latar Belakang 1
1.2. Rumusan Masalah 3
1.3. Batasan Masalah 3
1.4. Tujuan penelitian 3
1.5. Manfaat Penelitian 3

BAB II TINJAUAN PUSTAKA
2.1. Regresi Logistik Ordinal 5
2.2. Pendugaan Parameter 6
2.3. Pengujian Signifikansi Parameter 10
2.4. Uji Kesesuaian Model (*Goodness of fit*) 11
2.5. Interpretasi Koefisien Regresi Logistik 13
2.6. Multikolinieritas 13
2.7. Analisis Komponen Utama (*Principal Componen Analysis*) 15
2.8. Metode Penanganan Multikolinieritas Pada Regresi Logistik Ordinal 18
2.8.1 $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise*) 18
2.8.2 PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression*) 22
2.9. Kriteria Pemilihan Model Terbaik 26
2.10. Tinjauan Non Statistika 28

BAB III METODOLOGI PENELITIAN
3.1. Data Penelitian 31
3.2. Analisis Data 31
3.2.1 Metode Pembukan Model Regresi Logistik dengan $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise*) 31
3.2.2 Metode Pembukan Model Regresi Logistik dengan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression*)................... 32

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN
4.1. Multikolinieritas... 37
4.2. *Principle Component Logistik Regression Stepwise* ($PCLR_{(S)}$) 37
4.2.1 Analisis Komponen Utama.......................... 37
4.2.2 Pendugaan Parameter dan Pengujian Pendugaan Parameter dari Peubah Komponen Utama Secara Parsial 39
4.2.3 Analisis *Principle Component Logistik Regression Stepwise* ($PCLR_{(S)}$).................... 39
4.3. *Partial Least Square Generalized Linier Regression* (PLS-GLR)... 46
4.4. Pemilihan Model Terbaik....................................... 52

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN
5.1. Kesimpulan 55
5.2. Saran... 55

DAFTAR PUSTAKA 57
LAMPIRAN 61

DAFTAR GAMBAR

		Halaman
Gambar 3.1	Diagram Alir Pembentukan Model Regresi Logistik dengan $PCLR_{(S)}$	34
Gambar 4.1	Diagram Alir Metode *Stepwise*..........................	35
Gambar 4.1	Diagram Alir Pembentukan Model Regresi Logistik dengan Metode PLS-GLR	36

DAFTAR TABEL

		Halaman
Tabel 4.1	Nilai VIF Masing-masing Prediktor	37
Tabel 4.2	Konstanta Transformasi Analisis Komponen Utama	38
Tabel 4.3	Nilai Eigen, Keragaman dan Total Keragaman Komponen Utama	38
Tabel 4.4	Pendugaan Parameter dan Pengujian Pendugaan Parameter Regresi Logistik Secara Parsial	39
Tabel 4.5	Nilai *Logllikelihood, Likelihood Ratio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(0)}$)	40
Tabel 4.6	Nilai *Logllikelihood, Likelihood Ratio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(1)}$)	41
Tabel 4.7	Nilai *Logllikelihood, Likelihood Ratio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(2)}$)	42
Tabel 4.8	Nilai *Logllikelihood, Likelihood Ratio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(3)}$)	43
Tabel 4.9	Nilai *Logllikelihood, Likelihood Ratio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(4)}$)	44
Tabel 4.10	Hasil Uji Kesesuaian Model $PCLR_{(S)}$	46
Tabel 4.11	Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Pertama………	47
Tabel 4.12	Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Kedua………	48
Tabel 4.13	Koefisien Regresi Logistik antara t_1 dan $X_{1.6}$ dengan Y untuk Membentuk t_2……………………	48
Tabel 4.14	Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Ketiga……...	49
Tabel 4.15	Koefisien Regresi Logistik antara t_1, t_2 dan $X_{2.6}$ dengan Y untuk Membentuk t_3	50
Tabel 4.16	Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Keempat	50
Tabel 4.17	Hasil Uji Kesesuaian Model PLS-GLR	51
Tabel 4.18	Nilai AIC dan BIC dari Metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR...	52
Tabel 4.19	Nilai *Percent Correct Predictions* (PCP) dari Metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR	52

Tabel 4.20 Nilai *Odd Ratio* Model Regresi Logistik Ordinal.. 54

DAFTAR LAMPIRAN

		Halaman
Lampiran 1	Data Profil dan Analisis Kecukupan Gizi Penderita Tuberkulosis Paru di wilayah Kerja Puskesmas Kedung Kandang Kota Malang……..	61
Lampiran 2.	Pendeteksian Multikolinieritas.............................	63
Lampiran 3.	Data Peubah Asal yang Dibakukan......................	66
Lampiran 4.	Hasil Transformasi Analisis Komponen Utama..	68
Lampiran 5.	Output Nilai *Log-Likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(0)}$ Langkah (0) Metode $PCLR_{(S)}$.................	70
Lampiran 6.	Output Nilai *Log-Likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(1)}$ Langkah (1) Metode $PCLR_{(S)}$.................	76
Lampiran 7.	Output Nilai *Log-Likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(2)}$ Langkah (2) Metode $PCLR_{(S)}$.................	81
Lamipran 8.	Output Nilai *Log-Likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(3)}$ Langkah (3) Metode $PCLR_{(S)}$.................	85
Lampiran 9.	Output Nilai *Log-Likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(4)}$ Langkah (4) Metode $PCLR_{(S)}$.................	91
Lampiran 10.	Pembentukan Komponen PLS Pertama (t_1).........	97
Lampiran 11.	Komponen PLS Pertama pada Metode PLS-GLR	103
Lampiran 12.	Pembentukan Komponen PLS Kedua (t_2)............	104
Lampiran 13.	Komponen PLS Kedua pada Metode PLS-GLR..	108
Lampiran 14.	Pembentukan Komponen PLS Ketiga (t_3)............	109
Lampiran 15.	Komponen PLS Ketiga pada Metode PLS-GLR .	113
Lampiran 16.	Pembentukan Komponen PLS Keempat (t_4)........	114
Lampiran 17.	Nilai PCP Metode $PCLR_{(S)}$ dan Metode PLS-GLR	118
Lampiran 18.	Proses Regresi Logistik Ordinal dengan Menggunakan Software SAS 9.13.......................	119

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi logistik adalah sebuah pendekatan model matematika yang dapat digunakan untuk menggambarkan hubungan beberapa peubah prediktor dengan peubah respon yang dikotomus atau politomus. Regresi logistik yang melibatkan peubah respon dengan kategori lebih dari dua dengan skala ordinal serta peubah prediktor yang bersifat kategori dan atau kontinyu disebut sebagai regresi logistik ordinal. Persamaan model regresi logistik menghasilkan peluang kejadian yang digunakan sebagai ukuran untuk mengklasifikasikan pengamatan.

Multikolinieritas adalah terjadinya hubungan linier antara peubah prediktor. Pada regresi logistik, asumsi tidak adanya multikolinieritas perlu diperhatikan. Khususnya regresi logistik ordinal dengan banyak peubah prediktor juga memiliki sensitivitas terhadap multikolinieritas. Menurut Gujarati (2003) jika terjadi multikolinieritas, maka koefisien regresi dari peubah prediktor tidak dapat ditentukan dan salah bakunya tidak terbatas. Beberapa pendekatan untuk mengatasi masalah multikolinieritas, misalnya Regresi *Ridge*, PCLR (*Principle Component Logistic Regression)*. PCLR$_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* dan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)*.

Pada penelitian (Fitria, 2012), untuk mengatasi multikolinieritas dalam regresi logistik dengan kategori respon biner digunakan metode PCLR$_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* dan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)*. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa PCLR$_{(S)}$ lebih baik daripada PLS-GLR dengan menggunakan indikator perbandingan keakuratan model adalah AIC (*Akaice Information Criterion*), BIC (*Bayes Information Criterion*) dan PCP (*Percent Correct Prediction*).

Penelitian lain yang dilakukan oleh Khayanti (2011), membandingkan PCMR$_{(S)}$ dan PCMR pada regresi logistik multinomial. Kedua metode tersebut merupakan teknik *multivariate* untuk mereduksi dimensi dari peubah-peubah prediktor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode PCMR$_{(S)}$ lebih baik dibandingkan dengan metode PCMR, dilihat juga dari indikator perbandingan keakuratan yaitu AIC (*Akaice Information Criterion*). BIC (*Bayes Information Criterion*) dan PCP (*Percent Correct Prediction*).

Hasil dari dua penelitian tersebut dijadikan acuan karena kedua penelitian menunjukkan hasil yang sama untuk metode mana yang lebih baik dalam mengatasi masalah multikolinieritas, tetapi metode yang dibandingkan dan model yang digunakan beda. Oleh karena itu, peneliti ingin membandingkan metode $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* dan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)* pada regresi logistik ordinal.

Analisis dengan $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* dan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)* mengatasi masalah multikolinieritas dengan metode yang sama yaitu sama-sama menggunakan metode transformasi. $PCLR_{(S)}$ *(Principle Component Logistic Regression Stepwise)* menggunakan metode transformasi dari peubah prediktor asli ke peubah komponen utama, kemudian melakukan pemilihan komponen utama berdasarkan metode *stepwise*. sedangkan PLS-GLR menggunakan metode transformasi dari komponen PLS ke peubah aslinya. Oleh karena itu, peneliti ingin membandingkan metode pemilihan model untuk mengatasi multikolinieritas yaitu $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR pada regresi logistik ordinal.

Kedua metode tersebut akan diterapkan pada data profil penderita tuberculosis paru di Wilayah kerja Pukesmas Kedung Kandang Malang. Pada data tersebut, diketahui faktor yang mempengaruhi penyakit tuberkulosis yaitu tingkat konsumsi gizi. Berdasarkan hal tersebut, ingin dimodelkan fungsi peluang yang mempengaruhi tingkat konsumsi gizi pada penderita tuberkulosis berdasarkan faktor usia, berat badan individu, berat badan AKG, AKG energi, AKG individu dan rata-rata konsumsi energi sehari-hari. Di mana tingkat konsumsi gizi dipengaruhi oleh konsumsi energi sehari-hari dan AKG individu. Sedangkan AKG individu dipengaruhi oleh berat badan individu, berat badan menurut AKG dan AKG energi.

Peubah respon pada data tersebut bersifat politomus ordinal. Oleh karena itu, model yang terbentuk adalah model regresi logistik ordinal. Karena diantara peubah prediktornya terdapat multikolinieritas, maka akan diatasi dengan metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR yang nantinya kedua metode tersebut akan dibandingkan.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana model regresi logistik ordinal yang terbentuk dari metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR dan apakah peubah prediktor yaitu usia, berat badan individu, berat badan AKG, AKG energi, AKG individu, rata-rata konsumsi energi sehari-hari mempengaruhi tingkat konsumsi gizi pada penderita tuberkulosis?
2. Manakah dari kedua metode, yaitu metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR yang lebih baik digunakan untuk mengatasi multikolinieritas pada data profil penderita tuberkulosis paru yang di lihat dari nilai AIC (*Akaice Information Criterion*), BIC (*Bayes Information Criterion*) dan PCP (*Percent Correct Prediction*)?

1.3 Batasan Masalah

Pada penelitian ini, permasalahan dibatasi pada data yang digunakan yaitu data yang mengandung multikolinieritas pada sebagian atau semua peubah prediktor dengan peubah respon bersifat politomus ordinal.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mendapatkan model regresi logistik ordinal dengan tetap mempertahankan peubah prediktornya dan mengetahui pengaruh peubah prediktor dari metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR pada data profil penderita tuberkulosis paru.
2. Memilih metode terbaik dari data profil penderita tuberkulosis paru dalam mengatasi multikolinieritas pada peubah prediktor dengan peubah respon kategori bersifat politomus ordinal.

1.5 Manfaat Penelitian

Mendapatkan informasi mengenai penanganan multikolieritas pada sebagian atau semua peubah prediktor dan peubah respon kategori yang bersifat politomus ordinal, serta memberikan informasi untuk memilih metode yang lebih baik digunakan untuk mengatasi multikolinieritas.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik Ordinal

Analisis regresi adalah suatu analisis data yang mempelajari hubungan antara peubah respon (Y) dan satu atau lebih peubah prediktor (X), di mana model yang sering digunakan adalah model regresi linier klasik.

Regresi logistik merupakan analisis hubungan antara peubah prediktor kategorik atau kontinyu dengan peubah respon kategorik yang dikotomus atau politomus. Jika terdapat lebih dari dua kategori pada peubah respon yang berskala ordinal, maka digunakan regresi logistik ordinal yang didasarkan pada peluang kumulatif. Secara umum peluang Y kurang dari atau sama dengan kategori respon ke-j pada *p* peubah prediktor yang dinyatakan dalam vektor $\mathbf{x_i}$ dinyatakan:

$$P(Y \leq j|\boldsymbol{x}_i) = \frac{exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})} \qquad (2.1)$$

dengan $\mathbf{x_i}$ = $(x_{i1}.x_{i2}.\dots.x_{ip})$ merupakan nilai pengamatan ke-i dari setiap *p* peubah prediktor (Agresti, 2007). Model logit yang dipakai untuk regresi logistik ordinal adalah *cumulative logit models*.

Cumulative logit models merupakan model yang didapatkan dengan membandingkan peluang kumulatif yaitu peluang kurang dari atau sama dengan kategori respon ke-j dengan peluang lebih dari kategori respon ke-j pada peubah prediktor ke-i yang dinyatakan dalam vektor $\mathbf{x_i}$:

$$\text{logit P } (Y\leq j \mid \mathbf{x_i}) = \log\left(\frac{P(Y\leq j \mid x_i)}{P(Y>j \mid x_i)}\right) \qquad (2.2)$$

di mana:

$$P(Y>j \mid \mathbf{x_i}) = 1 - P(Y\leq j \mid \mathbf{x_i})$$
$$= 1 - \left(\frac{exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right)$$
$$= \left(\frac{1}{1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right) \qquad (2.3)$$

dengan mensubtitusikan persamaan (2.3) pada persamaan (2.2) didapat:

$$\text{logit P}(Y \leq j \mid \mathbf{x_i}) = \log\left(\frac{\frac{exp\left(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}\right)}{1+exp\left(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}\right)}}{\frac{1}{1+exp\left(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}\right)}}\right)$$

$$\text{logit P}(Y \leq j \mid \mathbf{x_i}) = \theta_j + \sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik} \qquad (2.4)$$

Fungsi klasifikasi yang terbentuk bila terdapat j kategori peubah respon maka akan terbentuk sejumlah j-1 fungsi pembeda. Fungsi pembeda dalam proses pengklasifikasian adalah *cumulative logit models*, jika $\pi_j(x_i)$ = P(Y = j | $\mathbf{x_i}$) menyatakan peluang kategori respon ke-j pada *p* peubah prediktor yang dinyatakan dalam vektor $\mathbf{x_i}$ dan P(Y ≤ j | $\mathbf{x_i}$) menyatakan peluang kumulatif pada *p* peubah prediktor yang dinyatakan dalam vektor $\mathbf{x_i}$ maka nilai $\pi_j(x_i)$ diperoleh dengan persamaan berikut:

$$P(Y \leq j \mid \mathbf{x_i}) = \pi_1(x_i) + \pi_2(x_i) + \ldots + \pi_j(x_i) \qquad (2.5)$$

Misalkan terdapat j kategori peubah respon. maka nilai dari peluang kategori respon ke-j yaitu:

$$\begin{aligned} P(Y = j) &= \pi_j(x_i) \\ &= P(Y \leq j) - P(Y \leq j-1) \\ &= \left(\frac{exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right) - \left(\frac{exp(\theta_{j-1}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_{j-1}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right) \end{aligned} \qquad (2.6)$$

2.2 Pendugaan Parameter

Metode yang digunakan untuk menduga parameter pada regresi logistik ordinal adalah metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE). Jika $\pi_j(x_i)$ merupakan peluang masing-masing kategori respon maka untuk j kategori respon dengan n peubah prediktor didapatkan fungsi *likelihood* :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^{n}\left(\pi_1(x_i)\right)^{y1i}\left(\pi_2(x_i)\right)^{y2i} \ldots \left(\pi_j(x_i)\right)^{y(j-1)i} \qquad (2.7)$$

Untuk mendapatkan nilai peluang tiap kategori peubah respon dapat digunakan rumus pada persamaan (2.6). karena P(Y ≤ 0) = 0 maka:

$$\begin{aligned} \pi_1(x_i) &= P(Y \leq 1) - P(Y \leq 0) \\ &= P(Y \leq 1) - 0 \end{aligned}$$

$$= \left(\frac{exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right)$$

$$\pi_2(x_i) = \mathrm{P}(\mathrm{Y} \le 2) - \mathrm{P}(\mathrm{Y} \le 1)$$

$$= \left(\frac{exp(\theta_2+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_2+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right) - \left(\frac{exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right)$$

$$= \left(\frac{exp(\theta_2+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}) - exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{\left(1+exp(\theta_2+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)\left(1+exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)}\right)$$

$$\pi_j(x_i) = \mathrm{P}(\mathrm{Y} \le \mathrm{j}) - \mathrm{P}(\mathrm{Y} \le \mathrm{j}-1)$$

$$= \left(\frac{exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right) - \left(\frac{exp(\theta_{j-1}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_{j-1}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right)$$

$$= \left(\frac{exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}) - exp(\theta_{(j-1)}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{\left(1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)\left(1+exp(\theta_{(j-1)}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)}\right)$$

maka fungsi ln *likelihood*:

$$\ln \mathrm{L}(\beta) = \ln\left(\prod_{i=1}^{n}\left(\pi_1(x_i)\right)^{y1i}\left(\pi_2(x_i)\right)^{y2i} \dots \left(\pi_j(x_i)\right)^{y(j-1)i}\right)$$

$$\ln \mathrm{L}(\beta) = \sum_{i=1}^{n}\left\{y_{1i}ln(\pi_1(x_i)) + y_{2i}ln(\pi_2(x_i)) + \cdots + y_{(j-1)i}ln(\pi_j(x_i))\right\}$$

$$\ln \mathrm{L}(\beta) = \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{n}\left\{y_{1i}ln\left(\frac{exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{1+exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}\right) + y_{2i}ln\left(\frac{exp(\theta_2+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}) - exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{\left(1+exp(\theta_2+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)\left(1+exp(\theta_1+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)}\right) + \cdots + y_{(j-1)i}ln\left(\frac{exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik}) - exp(\theta_{(j-1)}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})}{\left(1+exp(\theta_j+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)\left(1+exp(\theta_{(j-1)}+\sum_{k=1}^{p}\beta_k x_{ik})\right)}\right)\right\}$$

Nilai θ dan β diperoleh dari turunan pertama fungsi *ln likelihood*:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta_1} = \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_{1i} \left(1 - \frac{exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) + y_{2i} \left(- \frac{exp(\theta_1)}{exp(\theta_2 - \theta_1)} - \frac{exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta_{j-1}} = \sum_{i=1}^{n} \left\{ (y_{j-1} - y_{j-2}) \left(\frac{exp(\theta_{j-1})}{exp\left(\theta_{j-1} - \theta_{j-2}\right)} - \frac{exp\left(\theta_{j-1} + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_{j-1} + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) - (n - y_{j-1}) \left(\frac{exp\left(\theta_{j-1} + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_{j-1} + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \ell}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^{n} \left\{ y_1 \left(x_{ik} - \frac{\boldsymbol{x}_j exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) + (y_2 - y_1) \left(x_{ik} - \frac{x_j exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} - \frac{x_j exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_1 + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) + \cdots + (1 - y_{j-1}) \left(- \frac{x_j exp\left(\theta_{k-1} + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)}{1 + exp\left(\theta_{k-1} + \sum_{k=1}^{p} \beta_k x_{ik}\right)} \right) \right\} = 0$$

(Hyun, 2004).

Pendugaan parameter menggunakan metode MLE adalah melakukan turunan parsial dari fungsi *likelihood* terhadap parameter yang akan diduga. Akan tetapi, turunan parsial pertama dari fungsi *likelihood* terhadap parameter yang akan diduga merupakan fungsi nonlinier. Oleh karena itu, dibutuhkan metode numerik untuk mendapatkan pendugaan parameternya. Metode numerik yang digunakan untuk mendapatkan pendugaan parameternya adalah metode iterasi *Newton-Raphson*. Di mana dengan metode ini.

parameter β diduga melalui iterasi dengan persamaan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} = \boldsymbol{\beta}^{t} - \left[\boldsymbol{H}^{(t)}\right]^{-1}\boldsymbol{q}^{t} \tag{2.8}$$

di mana nilai $\boldsymbol{H}^{(t)}$ dan $\boldsymbol{q}^{(t)}$ berupa matrik:

$$\boldsymbol{H}^{(t)} = \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial\beta_{Jk}\partial\beta_{Jk'}} = \boldsymbol{X}'\boldsymbol{V}^{(t)}\boldsymbol{X}$$

$$\boldsymbol{q}^{(t)} = \frac{\partial L(\beta)}{\partial(\beta_{Jk})} = \boldsymbol{X}'\left(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{\pi}^{(t)}\right)$$

$\boldsymbol{H}^{(t)}$merupakan matriks turunan parsial ke-2 dari fungsi log *likelihood* terhadap parameter yang akan diduga. Sedangkan $\boldsymbol{q}^{t}$ matriks turunan parsial pertama dari fungsi log *likelihood* terhadap parameter yang akan diduga.

X merupakan matriks berukuran *n* x (p+1) yang elemen-elemennya adalah data dari peubah prediktor dan **V** merupakan matriks dengan diagonal utama [$\pi_i(1-\pi_i)$].

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \dots & X_{np} \end{bmatrix} \text{ dan } \boldsymbol{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

Sedangkan untuk matriks

$$\mathbf{V}^{(\mathbf{t})} = \begin{bmatrix} \hat{\pi}^{(t)}{}_1(1-\hat{\pi}^{(t)}{}_1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \hat{\pi}^{(t)}{}_2(1-\hat{\pi}^{(t)}{}_2) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \hat{\pi}^{(t)}{}_n(1-\hat{\pi}^{(t)}{}_n) \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan metode iterasi *Newton-Rhapson* $\boldsymbol{H}^{(t)}$ dan $\boldsymbol{q}^{(t)}$ digunakan untuk menduga $\boldsymbol{\beta}^{t}$ pada iterasi ke-t (t=0. 1. 2. …). jika hasil selisih $(\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} - \boldsymbol{\beta}^{t})$ memenuhi kondisi konvergen yaitu bernilai (1 x 10^{-7}) ~ 0.0000001 maka $\boldsymbol{\beta}^{(t+1)}$ merupakan hasil pendugaan.

2.3 Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi koefisien β dari model yang telah diperoleh dapat dilakukan secara simultan maupun parsial, yang digunakan untuk menentukan apakah peubah-peubah prediktor dalam model mempunyai pengaruh nyata terhadap peubah respon. Pengujian signifikansi parameter dilakukan sebagai berikut:

1. Pengujian signifikansi parameter secara simultan

   Pengujian yang dilakukan sebagai upaya untuk memeriksa pengaruh koefisien regresi peubah prediktor secara bersama-sama.

   Hipotesis:

   H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_p = 0$

   H_1 : minimal ada satu $\beta_k \neq 0$; k=1. 2. ... *p* ; *p* adalah banyaknya prediktor dalam model.

   Statistik Uji:

   $$G = -2(L_0 - L_p) \quad (2.9)$$

   di mana :

   L_0 = nilai *Log likelihood* model regresi logistik tanpa peubah prediktor.

   L_p = nilai *Log likelihood* model regresi logistik dengan peubah prediktor.

   Hipotesis nol ditolak bila $P[\chi_v^2 > G] < \alpha$. Hal ini mengindikasikan bahwa paling sedikit ada satu β_p yang tidak sama dengan nol, dengan v adalah derajat bebas pada model yang ditentukan dari selisih hasil perkalian antara banyaknya peubah prediktor dengan banyaknya kategori peubah respon dikurangi satu dengan banyaknya parameter yang diduga dalam model intersep (Kleinbaum dan Klein, 2010).

2. Pengujian signifikansi parameter secara parsial

   Pengujian koefisien regresi secara parsial dilakukan untuk memeriksa peranan koefisien regresi dari masing-masing peubah prediktor secara individu dalam model dengan *Wald test*.

   Hipotesis:

   H_0 : $\beta_k = 0$

   H_1 : $\beta_k \neq 0$; k = 1. 2. …. *p* ; *p* adalah banyaknya prediktor dalam model.

Statistik uji :

$$|W| = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \tag{2.10}$$

di mana:

$\hat{\beta}_k$ = Penduga koefisien regresi logistik ke-k

$SE(\hat{\beta}_k)$ = Salah baku dari $\hat{\beta}_k$

Keputusan tolak H_0 jika nilai $|W| > Z_{\alpha/2}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa peubah prediktor secara parsial mempunyai pengaruh pada peubah respon, dengan α adalah tingkat nyata yang digunakan (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

Nilai $se_{(\hat{\beta}_q)}$ ditentukan dari akar diagonal utama matriks ragam peragam.

$$Var(\hat{\beta}_q) = diag[\boldsymbol{X'VX}]^{-1}$$

$$se_{(\hat{\beta}_q)} = \sqrt{Var(\hat{\beta}_q)}$$

$$V_{n\times n} = \begin{bmatrix} \hat{\pi}_{11}(1-\hat{\pi}_{11}) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \hat{\pi}_{12}(1-\hat{\pi}_{12}) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \hat{\pi}_{1n}(1-\hat{\pi}_{1n}) \end{bmatrix}$$

Matriks **V** berukuran n×n. Matriks **X** berukuran n×p merupakan matriks peubah prediktor yang mempunyai unsur:

$$X_{n\times(p+1)} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \dots & X_{np} \end{bmatrix}$$

2.4 Uji kesesuaian model (*Goodness of fit)*

Uji ini digunakan untuk memilih sebuah model yang hasilnya paling sesuai dengan data yang diperoleh. Jika nilai *P-value* besar berarti model sesuai dengan data. Dalam regresi logistik ordinal digunakan uji *Pearson* dan uji *Deviance*. Hipotesis ujinya adalah:

H_0 : Model Sesuai
H_1 : Model tidak sesuai

Adapun statistik uji yang digunakan untuk uji kesesuaian model adalah:

1. Statistik *Pearson*

$$\chi^2 Pearson = \sum_{a=1}^{h} \chi_p^2(y_a.\hat{\pi}_a) \quad (2.11)$$

di mana $\chi_p^2(y_a.\hat{\pi}_a) = \sum_{b=1}^{g} \frac{(y_{ab}-n_a\hat{\pi}_{ab})^2}{n_a\hat{\pi}_{ab}}$

dengan :

$\hat{\pi}_{ab}$ = Peluang Y pada kategori ke-b dan X ke-a
y_{ab} = Pengamatan Y pada kategori ke-b dan X ke-a
p = Banyaknya parameter yang diduga dalam model
h = Banyaknya peubah prediktor X
g = Banyaknya kategori peubah respon Y
n_a = Banyaknya sampel pada kelompok a (a=1. 2. …. h)

2. Statistik *Deviace*

$$D = 2\sum_{a=1}^{h} \chi^2 D(y_a.\hat{\pi}_a) \quad (2.12)$$

di mana $\chi^2 D(y_a.\hat{\pi}_a) = \sum_{b=1}^{g} y_{ab} ln\left[\frac{y_{ab}}{n_a\hat{\pi}_{ab}}\right]$

dengan :

$\hat{\pi}_{ab}$ = Peluang Y pada kategori ke-b dan X ke-a
y_{ab} = Pengamatan Y pada kategori ke-b dan X ke-a
p = Banyaknya parameter yang diduga dalam model
h = Banyaknya peubah prediktor X
g = Banyaknya kategori peubah respon Y
n_a = Banyaknya sampel pada kelompok a (a=1. 2. …. h)

Uji *pearson* dan uji *Deviance* menyebar mengikuti sebaran *chi-square* dengan derajat bebas *v*= (h (g-1) -p). Keputusan tolak H_0 jika $\chi^2_{pearson} > \chi^2_{(v)}$ dan $D > \chi^2_{(v)}$ atau $P\left[\chi^2_{(v)} > \chi^2_{pearson}\right]$ dan $P\left[\chi^2_{(v)} > D\right]$ lebih kecil dari peluang yang diinginkan (α), sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang diperoleh tidak sesuai untuk data (Agresti, 2007).

2.5 Interpretasi Koefisien Regresi Logistik

Setelah didapatkan koefisien parameter, maka diinterpretasi dengan menggunakan *Odds Ratio* (OR). *Odds Ratio* merupakan perbandingan peluang suatu kejadian sukses dengan peluang kejadian gagal. Dalam regresi logistik *Odds Ratio* dapat digunakan untuk mempermudah interpretasi model yang dihasilkan.

Menurut (Agresti, 2007), *Odd ratio* pada kategori Y $\leq$ j merupakan perbandingan antara x=a dan x=b, di mana P(Y $\leq$ j) adalah peluang sukses dan P(Y > j) adalah peluang kejadian gagal.

$$\psi_j = OR(a.b) = \frac{P(Y \leq j | x=a)/P(Y>1|x=a)}{P(Y \leq j|x=b)/P(Y>1|x=b)}, j = 2, 3 \tag{2.13}$$

Menurut Kleinbaum dan Klein (2010) pada regresi logistik politomus dengan tiga kategori respon akan terbentuk dua *odd ratio*, yang pertama membandingkan peluang antara respon kategori 2 (Y=2) dengan respon kategori pembanding (Y=1) dan yang kedua adalah membandingkan peluang antara respon kategori 3 (Y=3) dengan respon kategori pembanding (Y=1).

Nilai *Odds Ratio* (ψ) digunakan untuk menunjukkan kecenderungan hubungan suatu peubah prediktor terhadap peubah respon. Misal ψ=1 berarti bahwa x=a mempunyai resiko yang sama dengan x=b untuk menghasilkan Y= j. Bila 1< ψ < ∞ berarti x=a memiliki resiko lebih tinggi ψ kali dibandingkan x=b untuk menghasilkan Y=j dan sebaliknya untuk 0 <ψ <1, maka x=a memiliki resiko lebih tinggi 1/ ψ kali dibandingkan x=b untuk menghasilkan Y=j (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

2.6 Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah masalah yang sering ditemukan pada model regresi, maka perlu dilakukan pendekatan lain agar tidak menghasilkan interpretasi koefisien regresi yang tidak tepat dan mungkin akan terjadi kesalahan saat pengambilan keputusan. Karena pada umumnya akan dilakukan tindakan membuang peubah prediktor yang saling berkorelasi cukup tinggi. Padahal kenyataannya peubah prediktor tersebut cukup berpengaruh terhadap peubah respon (Retno, 2007).

Multikolinieritas digunakan untuk menunjukkan adanya derajat kolinieritas yang tinggi diantara peubah-peubah prediktor (Sumodiningrat, 1999). Jika multikolinieritas bersifat tinggi atau sempurna, maka koefisien regresi dari peubah prediktor tidak dapat ditentukan dan salah baku-nya tidak terhingga, yang dapat diartikan bahwa koefisien regresi tidak dapat diduga dengan tingkat keakuratan yang tinggi (Gujarati. 2003).

Multikolinieritas sering diduga jika nilai R^2 dan korelasi yang tinggi antara peubah prediktor, tetapi sedikit koefisien regresi yang signifikan secara individu. Jadi secara parsial tidak mempunyai pengaruh terhadap peubah prediktor (Gujarati, 2003).

Cara untuk mengidentifikasi adanya multikolinieritas adalah dengan VIF *(Variation Inflation Factor)*.

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \tag{2.14}$$

di mana:

R_j^2 = koefisien determinasi antara X_j dengan peubah prediktor lainnya ; j =1. 2. … p

Apabila nilai koefisien determinasi mendekati 1, maka nilai VIF akan bertambah besar. Hal ini terjadi jika peubah prediktor mempunyai kolinieritas yang tinggi dengan peubah prediktor yang lain. Peubah prediktor dikatakan terdapat multikolinieritas jika nilai VIF > 10 (Gujarati, 2003).

Hamilton (1992) mengatakan bahwa pada data yang terjadi multikolinieritas akan dihasilkan pendugaan parameter yang kurang baik, galat dan ragam galat akan besar. Apabila ragam galat besar maka akan memperkecil statistik uji-t dan memperlebar selang kepercayaan bagi β_j.

Pendugaan parameter dengan metode maksimum *likelihood* pada model regresi logistik tidak dapat dilakukan karena matriks ragam peragamnya $[\boldsymbol{X'VX}]^{-1}$ diasumsikan non singular dan apabila di antara peubah prediktor terdapat korelasi maka $|\boldsymbol{X'VX}| = 0$.

Galat penduga koefisien regresi ($\hat{\beta}$) nilainya akan semakin besar jika terjadi multikonieritas. Hal ini dapat dilihat dari matriks ragam peragamnya $[\boldsymbol{X'VX}]^{-1}$ yang dibutuhkan untuk menentukan galat dari penduga koefisien regresi logistik melalui persamaan:

$$Se(\hat{\beta}_j) = \sqrt{Var(\hat{\beta}_j)} \tag{2.15}$$

di mana:

$Var(\hat{\beta}_j)$ = Elemen ke-j dari diagonal utama matriks $[\boldsymbol{X'VX}]^{-1}$

Masalah multikolinieritas pada regresi logistik akan terjadi apabila matriks $\boldsymbol{X'VX}$ bersifat singular atau mendekati singular ($|\boldsymbol{X'VX}| \rightarrow 0$), sehingga unsur-unsur matriks $[\boldsymbol{X'VX}]^{-1}$ yang diperoleh dari persamaan:

$$[X'VX]^{-1} = \frac{1}{|X'VX|} adj(X'VX) \tag{2.16}$$

akan semakin besar atau mendekati tak hingga, sehingga nilai $Se(\hat{\beta}_j)$ juga akan semakin besar, maka multikolinieritas mengakibatkan presisi penduga koefisien regresi semakin kecil. Dengan demikian semakin besar nilai $Se(\hat{\beta}_j)$ maka nilai statistik W pada uji *Wald* semakin kecil. Dapat dilihat dari rumus W hitung untuk menguji koefisien regresi logistik secara parsial pada X_j sebagai berikut:

$$W_{hit} = \frac{|\hat{\beta}|}{Se(\hat{\beta}_j)} \tag{2.17}$$

Nilai $Se(\hat{\beta}_j)$ akan semakin besar jika paling sedikit satu peubah prediktor berkorelasi terhadap peubah prediktor yang lainnya. sehingga peluang $P[\chi^2 > W^2] < \alpha$ akan semakin kecil. Akibatnya peluang untuk menerima H_0 akan semakin besar. Jadi adanya multikolinieritas akan menurunkan kekuatan uji *Wald* (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

2.7 Analisis Komponen Utama (*Principal Componen Analysis)*

Analisis Komponen Utama (*Principal Componen Analysis)* merupakan metode untuk mengatasi multikolinieritas dengan cara mereduksi dimensi dari *p* peubah asal yang berkorelasi menjadi *m* peubah baru yang tidak saling berkorelasi dengan ragam maksimum yang disebut skor komponen utama (Johnson dan Winchern, 1988).

Prosedur analisis komponen utama dapat dijelaskan sebagai berikut. Misalkan diasumsikan $x_1, x_2, \ldots, x_p$ yang merupakan *p* peubah asal, memiliki sebaran peubah ganda dengan vektor rataan $\boldsymbol{\mu}$ dan matriks ragam peragam $\boldsymbol{\Sigma}$. Pada matriks **X** dengan *p* peubah prediktor dan *n* ukuran sampel di mana elemen dari matriks tersebut dapat dituliskan $\mathbf{X} = x_{ij}$ (i=1, 2, …. *n* dan j = 1, 2, …. *p*) maka matriks ragam peragam tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{ip} = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}\left(\boldsymbol{x}_{ij} - \overline{\boldsymbol{x}}_{j}\right)'\left(\boldsymbol{x}_{ip} - \overline{\boldsymbol{x}}_{p}\right) \tag{2.18}$$

Dalam analisis komponen utama, vektor peubah asal yang dituliskan **X = (X$_1$, X$_2$, …, X$_p$)** ditransformasi menjadi vektor peubah baru, yaitu **W** = (**W$_1$, W$_2$, …. W$_m$**) maka komponen utama didefinisikan sebagai kombinasi linier dari *p* peubah asal yang dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut:

W = **AX**

$$\mathbf{W}_{(\mathbf{p\ x\ 1})} = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_p \end{bmatrix} \quad \mathbf{A}_{(\mathbf{p\ x\ p})} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \dots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} \dots & a_{2p} \\ \vdots & \vdots \quad \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} \dots & a_{pp} \end{bmatrix} \quad \mathbf{X}_{(\mathbf{p\ x\ 1})} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix}$$

A adalah matriks yang berisi vektor eigen, $\boldsymbol{a}_i' = \left[a_{1i}, a_{2i}, \ \dots, a_{pi}\right]$ dengan ragam dari $\boldsymbol{W}_i$ dinyatakan sebagai var ($\boldsymbol{W}_i$) = $\boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{\Sigma}\, \boldsymbol{a}_i = \lambda_i$. dimana i=1, 2, …, p dan λ_i adalah nilai eigen dari komponen utama ke-i (Hamilton, 1992).

Dalam pembentukan komponen utama terlebih dahulu harus diketahui vektor eigen yang diperoleh dari hasil perhitungan nilai eigen (*eigen value*) dengan pengganda Lagrange. Langkahnya sebagai berikut:

1. Maksimumkan nilai var ($\boldsymbol{W}_i$) = $\boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{\Sigma}\, \boldsymbol{a}_i$ dengan syarat $\boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{a}_i = 1$ kemudian dibentuk fungsi lagrange sebagai berikut:

   $$L = \boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{\Sigma}\, \boldsymbol{a}_i - \lambda(\boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{a}_i - 1) \tag{2.19}$$

   Fungsi tersebut akan maksimum jika turunan parsial pertama terhadap a_i dan λ adalah nol. Di mana hasil turunan parsial pertamanya adalah sebagai berikut:

   $$\frac{\partial L}{\partial a_i} = 2\boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{\Sigma} - 2\lambda\, \boldsymbol{a}_i$$
   $$= 2(\boldsymbol{\Sigma} - \lambda I)\boldsymbol{a}_i = 0 \tag{2.20}$$
   $$= (\boldsymbol{\Sigma} - \lambda I)\boldsymbol{a}_i = 0 \tag{2.21}$$

2. Agar mendapatkan penyelesaian dari persamaan (2.19) dengan syarat $\boldsymbol{a}_i' \boldsymbol{a}_i = 1$, maka matriks $(\boldsymbol{\Sigma} - \lambda \boldsymbol{I})$ harus merupakan matriks singular, di mana determinannya harus sama dengan nol. Maka matriks untuk mencari nilai eigen dapat dituliskan sebagai berikut:

$$|\boldsymbol{\Sigma} - \lambda \boldsymbol{I}| = 0 \tag{2.22}$$

3. Substitusikan nilai eigen (*eigen value*) pada persamaan (2.21) untuk memperoleh nilai vektor eigen.

Komponen utama pertama akan memberikan keragaman sebesar (λ_1). Komponen utama kedua akan memberikan keragaman sebesar (λ_2) dan seterusnya. Keragaman total yang dapat dijelaskan oleh komponen utama ke-i adalah:

$$\left(\lambda_i \Big/ \sum_{i=1}^{m} \lambda_i \right) \text{x } 100\% \tag{2.23}$$

Keragaman total yang dapat dijelaskan oleh q komponen utama pertama adalah:

$$\left(\sum_{i=1}^{q} \lambda_i \Big/ \sum_{j=1}^{p} \lambda_i \right) \text{x } 100\% \tag{2.24}$$

di mana q adalah banyaknya komponen utama yang dimasukkan ke dalam model. Semakin besar nilai ukuran kesesuaian tersebut, maka makin layak q komponen utama pertama tersebut digunakan (Hamilton, 1992).

Apabila komponen utama sudah diperoleh, maka tahap selanjutnya adalah menghitung nilai skor komponen utama dari setiap individu yang akan digunakan dalam analisis lebih lanjut. Jika nilai pengamatan dari individu ke-i pada peubah asal j adalah $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij})$, maka skor komponen dari individu ke-j untuk komponen utama $\boldsymbol{W}_i$ yang dihasilkan dari matrik ragam peragam adalah:

$$\boldsymbol{SK_{ij}} = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj}) \begin{bmatrix} x_{i1} - \bar{x}_1 \\ x_{i2} - \bar{x}_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{ip} - \bar{x}_p \end{bmatrix} \tag{2.25}$$

atau

$$\boldsymbol{SK_{ij}} = \boldsymbol{a_j}(\boldsymbol{x_i} - \overline{\boldsymbol{x}})$$

di mana:

SK_{ij} = Skor komponen ke-j dari individu ke-i

$\boldsymbol{a_j}$ = Vektor pembobot komponen utama ke-j

$\boldsymbol{x_i}$ = Vektor data individu ke-i

$\bar{\boldsymbol{x}}$ = Vektor nilai rata-rata dari peubah asal

Apabila peubah asal mempunyai keragaman yang berbeda, maka komponen utama pertama akan didominasi oleh besarnya koefisien peubah dengan keragaman terbesar. Untuk menghindari hal tersebut, dilakukan pembakuan peubah (standarisasi), yaitu dengan mentransformasikannya sehingga masing-masing mempunyai nilai tengah 0 dan ragam 1. Rumus pembakuan peubah adalah sebagai berikut:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{Var(x_j)}} \tag{2.26}$$

Penentuan jumlah komponen utama yang digunakan dalam model adalah:

1. Pilih yang memiliki *eigen value* yang lebih besar dari 1 ($\lambda_i \geq 1$).
2. Pilih q buah komponen utama yang mempunyai keragaman total lebih besar dari 80%.

(Gaspersz, 1995).

2.8 Metode Penanganan Multikolinieritas Pada Regresi Logistik Ordinal

Adanya korelasi yang cukup tinggi antara peubah-peubah prediktor, maka akan menyebabkan terjadi multikolinieritas. Sehingga terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah multikolinieritas yaitu $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* dan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)*, kedua metode tersebut akan menjadi analisis sebelum dilakukan pemodelan regresi logistik.

2.8.1 $PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)*

Hosmer dan Lemeshow (2000) mengatakan bahwa dalam pemodelan regresi logistik ordinal dapat digunakan metode *stepwise* dalam pemilihan peubah yang akan masuk ke dalam model.

Regresi *stepwise* merupakan suatu prosedur eliminasi langkah maju, yang menyisipkan atau memasukkan peubah satu demi satu hingga diperoleh persamaan regresi yang optimal.

$PCLR_{(S)}$ (*Principle Component Logistic Regression Stepwise)* merupakan penggabungan dari dua metode yaitu metode analisis komponen utama dan metode regresi logistik dengan kategori peubah respon politomus dengan skala ordinal. Pemilihan peubah komponen utama yang akan masuk ke dalam model bukan berdasarkan nilai eigen atau total keragaman, melainkan berdasarkan metode *stepwise*.

Tahapan awal metode ini adalah mentransformasi nilai *p* peubah prediktor asli menjadi *m* peubah komponen utama. Dari semua peubah komponen utama yang terbentuk dilakukan metode *stepwise* untuk mendapatkan a peubah komponen utama yang akan dimasukkan ke dalam model regresi logistik ordinal, dimana $a \leq p$. Metode *stepwise* banyak digunakan oleh peneliti dalam mengkaji kontribusi dari setiap peubah prediktor di dalam suatu model regresi. Peubah dengan kontribusi yang terbesar ditambahkan atau dimasukkan ke dalam model terlebih dahulu, kemudian peubah prediktor yang lain akan dipilih dan dimasukkan ke dalam model berdasarkan kenaikkan kontribusinya (Hair, 1998).

Stepwise pada regresi logistik urutan penyisipannya ditentukan dengan menggunakan nilai taraf nyata P_E dan P_R yang dibandingkan dengan nilai *probability (Likelihood Ratio Statistic*) yang digunakan untuk mengetahui apakah peubah prediktor tersebut tetap berada dalam model atau tidak. Nilai taraf nyata P_E digunakan untuk mengontrol suatu peubah prediktor dimasukkan kedalam model. sedangkan nilai taraf nyata P_R digunakan untuk mengontrol apakah suatu peubah prediktor tetap berada dalam model atau dikeluarkan dari model. Penentuan nilai taraf nyata P_E dan P_R yang direkomendasikan adalah 0.15 untuk P_E dan 0.20 untuk P_R (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

Dalam bukunya (Hosmer dan Lemeshow, 2000) menjelaskan langkah-langkah penentuan model terbaik dengan menggunakan metode *stepwise*, yaitu sebagai berikut:

1. Menentukan nilai P_E dan P_R yang akan digunakan untuk menyeleksi peubah-peubah prediktor yang tetap berada dalam model atau dikeluarkan dari model.
2. Langkah (0)
   a. Pertama membentuk model regresi yang hanya mengandung intersep.
   b. Membentuk regresi logistik Y dengan W_1, persamaannya adalah $Y = C + \beta W_1$.
   c. Menghitung nilai *Log-likelihood* untuk model yang mengandung peubah baru ke-1 (W_1). Nilai *Log-Likelihood* dilambangkan $L_1^{(0)}$.

d. Menghitung nilai *Likelihood Ratio Test* yang dilambangkan $G_1^{(0)} = -2\left(L_0 - L_1^{(0)}\right)$ untuk model yang mengandung peubah baru ke-1 (W_1) melawan model yang mengandung intersep saja. Selanjutnya menentukan *Probability Likelihood Ratio Test* yang dilambangkan $p_1^{(0)}$ dengan $p_1^{(0)} = (\chi^2_{(v)} > G_1^{(0)})$.
e. Ulangi langkah b sampai d untuk peubah baru ke-2 (W_2) sampai peubah baru ke-j (W_j).
f. Memilih calon peubah prediktor yang akan masuk dalam langkah (1), yaitu dengan cara memilih nilai $p_j^{(0)}$ yang paling kecil untuk dibandingkan dengan nilai taraf nyata P_E, jika $p_j^{(0)} < P_E$ maka peubah tersebut penting untuk masuk ke dalam model, jika tidak maka proses dihentikan. Misalkan peubah yang terpilih dituliskan sebagai W_{e1}, dimana "e1" melambangkan indeks untuk peubah yang menjadi calon peubah yang akan masuk pada langkah (1).

3. Langkah (1), dimulai dengan regresi logistik yang mempunyai peubah W_{e1}.
   a. Pertama menghitung nilai *Log-Likelihood*-nya $L_{e1}^{(1)}$
   b. Menentukan apakah sisa peubah (*p*-1) penting untuk model ketika peubah W_{e1} masuk ke dalam model dengan membentuk model regresi yang mengandung W_{e1} dan W_j, dimana j≠e1; j = 1, 2. …. (*p*-1). Kemudian menghitung nilai *Log-Likelihood*-nya $L_{e1j}^{(1)}$.
   c. Menghitung nilai *Likelihood Ratio Test* yang dilambangkan $G_j^{(1)} = -2\left(L_{e1}^{(1)} - L_{e1j}^{(1)}\right)$ untuk model yang mengandung W_{e1} dan W_j, melawan model yang hanya mengandung W_{e1}.
   d. Lakukan langkah b sampai c untuk semua peubah W_j, dimana j≠e1; j = 1, 2, …. (*p*-1).
   e. Menghitung nilai *Probability Likelihood Ratio Test* yang dilambangkan $p_j^{(1)}$.
   f. Memilih calon peubah prediktor yang akan masuk dalam langkah (2), yaitu dengan cara memilih nilai $p_j^{(1)}$ yang paling kecil untuk dibandingkan dengan nilai taraf nyata P_E, jika

$p_j^{(1)} < P_E$ maka peubah tersebut penting untuk masuk ke dalam model, jika tidak maka proses dihentikan. Misalkan peubah yang terpilih dituliskan sebagai W_{e2}, dimana “e2” melambangkan indeks untuk peubah yang menjadi calon peubah yang akan masuk pada langkah (2).

4. Langkah (2), diawali dengan menduga model regresi yang mempunyai W_{e1} dan W_{e2}. Pada tahap ini terdapat kemungkinan bahwa peubah W_{e1} tidak lagi penting untuk model ketika peubah W_{e2} masuk dalam model. Pada dasarnya langkah ini adalah memilih model yang sesuai dengan menghapus peubah yang ditambahkan pada tahap sebelumnya dan menetapkan peubah penting yang selanjutnya akan dimasukkan. Seleksi menggunakan langkah mundur dan langkah maju.
   - Seleksi menggunakan langkah mundur
     a) Hitung *log-likelihood* model dengan w_{ej} yang telah dibuang.
     b) Hitung nilai *Log Likelihood Ratio Test* model dengan w_{ej} yang telah dibuang melawan model penuh pada langkah (2) yaitu $G^2_{-ej} = -2\left(L^{(2)}_{ele2} - L^{(2)}_{-ej}\right)$ dan $P^{(2)}_{-ej}$ sebagai nilai *Probability Likelihood Ratio Test*.
     c) Pilih peubah prediktor menghasilkan nilai $P^{(2)}_{-ej}$ yang paling besar jika dimisalkan peubahnya adalah W_{r2} maka akan terbentuk nilai $P^{(2)}_{r2}$ untuk dibandingkan dengan taraf nyata P_R, jika $P^{(2)}_{r2} > P_R$ maka peubah dibuang dari model dan $P^{(2)}_{r2} < P_R$ maka peubah tetap berada di dalam model.
   - Seleksi menggunakan langkah maju
     a) Pada tahap seleksi langkah maju. model regresi mempunyai peubah W_{e1}, W_{e2} dan W_{ej} untuk j= 1, 2, 3.…. *p* dan j ≠ e1, e2.
     b) Menghitung nilai *Loglikelihood Ratio Test* model ini melawan model yang hanya mengandung W_{e1} dan W_{e2} serta menentukan nilai $P_j^{(2)}$ sebagai nilai *Probability Likelihood Ratio Test.*

c) Memilih calon peubah prediktor yang akan masuk dalam langkah (3), yaitu dengan cara memilih nilai $p_j^{(2)}$ yang paling kecil untuk dibandingkan dengan nilai taraf nyata P_E. jika $p_j^{(2)} < P_E$ maka peubah tersebut penting untuk masuk ke dalam model, jika tidak maka proses dihentikan.

5. Langkah (3), tahapannya sama seperti langkah (2). Di mana langkah terus berlanjut sampai langkah terakhir atau langkah (*S*).
6. Langkah (*S*) terjadi ketika semua peubah prediktor masuk ke dalam model atau semua peubah yang berada dalam model memiliki nilai *p* (*Probability Likelihood Ratio Test)* yang kurang dari P_R untuk dipindahkan, sedangkan peubah yang belum masuk ke dalam model mempunyai nilai *p (Probability Likelihood Ratio Test)* yang melebihi P_E untuk masuk ke dalam model.

2.8.2 PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)*.

Partial Least Square Regression (PLSR) merupakan metode yang memodelkan hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor kategorik maupun numerik (Bastian. *et al.*, 2005).

Partial Least Square Regression (PLSR) bertujuan untuk membentuk komponen-komponen yang mampu menangkap informasi dalam peubah prediktor yang digunakan untuk memprediksi peubah respon, dan juga mereduksi permasalahan dimensi pada regresi dengan menggunakan komponen yang lebih sedikit dibandingkan jumlah peubah prediktor (Abdi, 2007).

Konsep dasar pada *Partial Least Square Regression* (PLSR) yaitu seluruh peubah y, x_1, x_2. … , x_p distandardkan (*standardized*). dengan peubah respon dan peubah prediktor dapat diuraikan menurut persamaan:

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}' + \mathbf{E}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{Tc}' + \mathbf{f} \qquad (2.27)$$

di mana:

$\mathbf{X}_{(n \times p)}$ = matriks dari peubah prediktor (x_1. x_2. … . x_p)
$\mathbf{y}_{(n \times 1)}$ = vektor peubah respon
$\mathbf{T}_{(nxm)}$ = matriks komponen PLSR

$\mathbf{P}_{(pxm)}$ = matriks koefisien komponen PLSR
$\mathbf{c}_{(1xm)}$ = vektor koefisien PLSR
$\mathbf{E}_{(nxp)}$ = matriks residual **x**
$\mathbf{f}_{(nx1)}$ = vektor residual **y**
m = banyaknya komponen PLSR
n = banyaknya pengamatan
p = banyaknya peubah prediktor

Dalam PLSR matriks komponen **T** merupakan kombinasi linier peubah prediktor dan dapat dituliskan dengan persamaan:

T = **XW**

Dimana $\mathbf{W}_{(p \times m)}$ adalah matriks pembobot atau matriks koefisien dari peubah pada tiap komponen t_h. Dalam PLSR pembentukan komponen t_h dapat dituliskan dengan persamaan:

$$t_1 = w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + \cdots + w_{p1}x_p$$

$$\dots = \quad \dots$$

$$t_m = w_{1m}x_1 + w_{2m}x_2 + \cdots + w_{pm}x_p \qquad (2.28)$$

dengan h = 1, 2, …. , m dan skor komponen utama diperoleh dari persamaan (2.28).

Menurut Ding dan Gentleman (2004), beberapa penelitian tidak selalu melibatkan peubah respon numerik, sehingga dikembangkan PLSR untuk *Generalized Linier Models* (GLM) pada peubah respon kategori. PLSR dengan GLM pada peubah respon kategorik disebut dengan PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression*).

Secara umum PLS-GLR dari y terhadap x_1, x_2, …, x_p dengan *m* komponen dapat dituliskan sebagai berikut:

$$g(\mu) = \sum_{h=1}^{m} c_h \left(\sum_{j=1}^{p} w_{jh} x_j \right) \qquad (2.29)$$

sehingga g(μ) merupakan model logit pada persamaan (2.4). Pendugaan parameter model ini dilakukan dengan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimation*).

Pembentukan komponen t_h PLS-GLR untuk h=1, 2, …. m dapat dituliskan sebagai persamaan:

$$t_h = w_{1h}x_1 + w_{2h}x_2 + \cdots + w_{ph}x_p \tag{2.30}$$

dimana w_{jh} merupakan normalisasi dari koefisien a_{jh}.

$$w_{jh} = \frac{a_{jh}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} a_{jh}^2}} \tag{2.31}$$

Untuk komponen t_h, $\mathbf{x}_j$ adalah vektor peubah prediktor awal. Pembentukkan komponen dilakukan dengan mendapatkan koefisien a_{jh} yang signifikan pada hasil regresi, jika diketahui sudah tidak ada koefisien a_{jh} yang signifikan pada hasil regresi maka pembentukan komponen PLS tidak dapat dilakukan.

Langkah-langkah pembentukan komponen t_h dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Menghitung komponen PLS pertama t_1
   a) Menghitung koefisien regresi a_{j1} dengan cara melakukan regresi logistik ordinal antara masing-masing peubah x_j terhadap peubah Y secara parsial.
   b) Jika terdapat nilai a_{j1} yang signifikan maka dilakukan normalisasi koefisien a_{j1} dengan persamaan (2.31) dan jika koefisien a_{j1} tidak signifikan maka ditetapkan bahwa koefisien a_{j1}bernilai nol.

$$w_{j1} = \begin{cases} 0, untuk\ P - value, a_{j1} > 0.05 \\ \dfrac{a_{j1}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} a_{j1}^2}}, untuk\ P - value, a_{j1} \leq 0.05 \end{cases}$$

   c) Menghitung skor komponen t_1:

$$t_1 = \boldsymbol{X}\boldsymbol{w}_{j1}$$

$$t_1 = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} cov(y,x_j)^2 x_j}} \sum_{j=1}^{p} cov(y,x_j)x_j \tag{2.32}$$

$$t_1 = w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + \cdots + w_{p1}x_p \tag{2.33}$$

2. Menghitung komponen PLS kedua t_2
   a) Menghitung vektor residual $\boldsymbol{x_{j1}}$ dari regresi linier antara masing-masing peubah x_j terhadap t_1.
   b) Menghitung koefisien a_{j2} dengan cara melakukan regresi logistik ordinal antara vektor residual $\boldsymbol{x_{j1}}$ dan t_1 terhadap Y secara parsial.
   c) Jika terdapat nilai a_{j2} yang signifikan, maka dilakukan normalisasi dan jika tidak terdapat nilai a_{j2} yang signifikan maka ditetapkan bahwa koefisien a_{j2} bernilai nol.

$$w_{j2} = \begin{cases} 0, untuk\ P - value, a_{j2} > 0.05 \\ \dfrac{a_{j2}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} a_{j2}^2}}, untuk\ P - value, a_{j2} \leq 0.05 \end{cases}$$

   d) Menghitung skor komponen t_2:

$$t_2 = \boldsymbol{X} w_{j2}$$

$$t_2 = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} cov(y.x_j)^2}} cov(y, x_j) x_{j1} \tag{2.34}$$

$$t_2 = w_{12}x_1 + w_{22}x_2 + \cdots + w_{p2}x_p \tag{2.35}$$

3. Menghitung komponen t_h (h= 3. …. m)
   a) Membentuk vektor residual $\boldsymbol{x_{j(h-1)}}$ dari regresi linier antara masing-masing peubah x_j terhadap $t_{(h-1)}$ secara parsial.
   b) Menghitung koefisien a_{jh} dengan cara melakukan regresi logistik ordinal antara vektor residual $\boldsymbol{x_{j(h-1)}}$ dan $t_{(h-1)}$ dengan y secara parsial. Jika terdapat nilai a_{jh} yang signifikan, maka dilakukan normalisasi dan jika tidak terdapat nilai a_{jh} yang signifikan maka ditetapkan bahwa koefisien a_{jh} bernilai nol.

$$w_{jh} = \begin{cases} 0, untuk\ P - value, a_{jh} > 0.05 \\ \dfrac{a_{jh}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} a_{jh}^2}}, untuk\ P - value, a_{jh} \leq 0.05 \end{cases}$$

c) Menghitung skor komponen t_h dari:

$$t_h = \boldsymbol{X} w_{jh}$$
$$t_h = w_{1h}x_1 + w_{2h}x_2 + \cdots + w_{ph}x_p \tag{2.36}$$

Jika telah terbentuk komponen t_h maka dilakukan regresi logistik ordinal t_h tehadap y sesuai persamaan (2.29), maka:

$$\text{logit}\big(\text{P}(\text{y} \le 1)\big) = \theta_1 + \textstyle\sum_{h=1}^{m} c_h \left(\sum_{j=1}^{p} w_{jh}x_j\right)$$
$$\text{logit}\big(\text{P}(\text{y} \le 2)\big) = \theta_2 + \textstyle\sum_{h=1}^{m} c_h \left(\sum_{j=1}^{p} w_{jh}x_j\right)$$
$$\vdots$$
$$\text{logit}\big(\text{P}(\text{y} \le \text{j} - 1)\big) = \theta_{\text{j}-1} + \textstyle\sum_{h=1}^{m} c_h \left(\sum_{j=1}^{p} w_{jh}x_j\right) \tag{2.37}$$

PLS-GLR (*Partial Least Square Generalized Linier Regression)* adalah metode yang mempunyai tujuan untuk mengetahui bentuk hubungan antara peubah prediktor dengan peubah respon. Maka berdasarkan model yang sudah terbentuk dari persamaan (2.37) dilakukan transformasi model dalam bentuk peubah prediktor asal. Transformasi dilakukan dengan mensubstitusikan persamaan (2.29) ke persamaan (2.37) dengan hasil transformasi dapat ditulis sebagai berikut:

$$\text{logit}\big(\text{P}(\text{y} \le 1)\big) = \theta_1 + \beta_1\text{x}_1 + \beta_2\text{x}_2 + \cdots + \beta_\text{p}\text{x}_\text{p}$$
$$\text{logit}\big(\text{P}(\text{y} \le 2)\big) = \theta_2 + \beta_1\text{x}_1 + \beta_2\text{x}_2 + \cdots + \beta_\text{p}\text{x}_\text{p}$$
$$\vdots$$
$$\text{logit}\big(\text{P}(\text{y} \le \text{j} - 1)\big) = \theta_{\text{j}-1} + \beta_1\text{x}_1 + \beta_2\text{x}_2 + \cdots + \beta_\text{p}\text{x}_\text{p} \tag{2.38}$$

di mana β_j adalah koefisien PLSR untuk x_j yang diperoleh dari:

$$\beta_1 = c_1w_{11} + c_2w_{12} + \cdots + c_mw_{1m}$$
$$\beta_2 = c_1w_{21} + c_2w_{22} + \cdots + c_mw_{2m}$$
$$\vdots \qquad\qquad\qquad\qquad \vdots$$
$$\beta_p = c_1w_{p1} + c_2w_{p2} + \cdots + c_mw_{pm} \tag{2.39}$$

2.9 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Apabila terdapat beberapa model layak yang terbentuk dari metode tersebut, maka dibutuhkan suatu kriteria untuk memilih model terbaik dari beberapa model yang terbentuk.

Ada beberapa kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik. Dalam bukunya (Chatterjee dan Hadi, 2006) menyatakan bahwa AIC dan BIC dapat digunakan untuk mempertimbangkan model yang paling cocok di antara beberapa model logistik yang terbentuk. Dalam model regresi logistik, rumus AIC dan BIC adalah:

$$AIC = -2(L_p) + 2p \tag{2.40}$$

dan

$$BIC = -2(L_p) + p \log n \tag{2.41}$$

di mana, L_P adalah nilai *log likelihood* dari model penuh, *p* adalah banyaknya peubah prediktor di dalam model dan *n* adalah banyaknya sampel. Model dengan nilai AIC dan BIC terkecil merupakan model yang paling baik, karena nilai AIC dan BIC berbanding lurus dengan nilai L_P. Di mana semakin kecil nilai L_P maka nilai nisbah kemungkinannya (*Likelihood Ratio Test*) yaitu $G = -2(L_0 - L_p)$ akan semakin besar sehingga pada uji pendugaan parameter secara simultan peluang untuk memperoleh nilai p-value $\left(P\left[\chi^2_{(v)} > G\right]\right)$ lebih kecil dari α akan semakin besar. Oleh karena itu, peluang untuk menolak H_0 yang salah semakin kecil.

Selain AIC dan BIC yang dapat digunakan untuk mempertimbangkan model yang paling cocok di antara beberapa model logistik yang terbentuk, dapat juga dilakukan pengukuran ketepatan klasifikasi model regresi logistik ordinal yaitu *Percent Correct Predictions* (PCP). Menurut Garson (2011) PCP dapat dihitung dengan membuat tabel *observed* dan *predicted group*, pada regresi logistik ordinal dapat disajikan pada tabel k x k seperti pada Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2.1 Klasifikasi *observed* dan *predicted group*.

Observed	*Predicted*			Jumlah
	Kategori 0	Kategori 1	Kategori 2	
Kategori 0	n_{00}	n_{01}	n_{02}	$n_{0.}$
Kategori 1	n_{10}	n_{11}	n_{12}	$n_{1.}$
Kategori 2	n_{20}	n_{21}	n_{22}	$n_{2.}$
Jumlah	$n_{.0}$	$n_{.1}$	$n_{.2}$	n

n_{00} = banyaknya pengamatan dari kategori 0 tepat diklasifikasi sebagai kategori 0

n_{01} = banyaknya pengamatan dari kategori 0 tepat diklasifikasi sebagai kategori 1

n_{02} = banyaknya pengamatan dari kategori 0 tepat diklasifikasi sebagai kategori 2
n_{10} = banyaknya pengamatan dari kategori 1 tepat diklasifikasi sebagai kategori 0
n_{11} = banyaknya pengamatan dari kategori 1 tepat diklasifikasi sebagai kategori 1
n_{12} = banyaknya pengamatan dari kategori 1 tepat diklasifikasi sebagai kategori 2
n_{20} = banyaknya pengamatan dari kategori 2 tepat diklasifikasi sebagai kategori 0
n_{21} = banyaknya pengamatan dari kategori 2 tepat diklasifikasi sebagai kategori 1
n_{22} = banyaknya pengamatan dari kategori 2 tepat diklasifikasi sebagai kategori 2

$$PCP = \frac{n_{00}+n_{11}+n_{22}}{n}\ x\ 100\% \qquad (2.42)$$

Model yang diperoleh akan semakin baik jika nilia PCP yang dihasilkan semakin besar.

2.10 Tinjauan Non Statistik

Tuberkulosis adalah suatu penyakit menular yang sebagian besar disebabkan oleh kuman *Mycobacterium Tuberculosis*. Kuman tersebut biasanya masuk kedalam tubuh manusia melalui udara pernafasan ke dalam paru. Kemudian, kuman tersebut dapat menyebar dari paru ke bagian tubuh lainnya, melalui system peredaran darah, sistem saluran limpe, melalui saluran nafas atau penyebaran langsung ke bagian-bagian tubuh lainnya. Tuberkulosis dapat terjadi pada semua kelompok umur (Depkes, 1999).

Faktor resiko yang mempengaruhi kemungkinan seseorang penderita Tuberkulosis paru adalah umur, jenis kelamin dan status gizi. Status gizi merupakan salah satu faktor yang menentukan fungsi seluruh sistem tubuh termasuk system imuniti. Sistem kekebalan dibutuhkan manusia untuk memproteksi tubuh terutama mencegah terjadinya infeksi yang dapat disebabkan oleh bakteri, virus, jamur dan lainnya.

Daya tahan tubuh sedang rendah, kuman Tuberkulosis mudah masuk ke dalam tubuh. Pada orang-orang yang memiliki tubuh sehat karena daya tahan yang tinggi dan gizi yang baik maka akan mencegah penyebaran penyakit Tuberkulosis (Supariasa, Bakri dan Fajar, 2001).

Penderita Tuberkulosis Paru umumnya sering kali mengalami penurunan status gizi, bahkan dapat menjadi status gizi buruk. Bila tidak diimbangi dengan diet yang tepat. Beberapa faktor yang berhubungan dengan status gizi pada penderita Tuberkulosis paru adalah tingkat kecukupan gizi, tingkat kecukupan gizi individu, berat badan individu, berat badan menurut angka kecukupan gizi, serta rata-rata konsumsi energi sehari-hari (Fendi, 2008).

BAB III
METODOLOGI

3.1. Data Penelitian

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diambil dari skripsi Fendi (2008) Fakultas Kedokteran Universitas Muhammadiyah Malang. Data tersebut merupakan profil penderita tuberkulosis paru di Wilayah kerja Pukesmas Kedung Kandang Malang. Pada data tersebut, diketahui faktor yang mempengaruhi penyakit tuberkulosis yaitu tingkat konsumsi gizi. Pada data terlampir faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat konsumsi gizi pada penderita tuberkulosis berdasarkan faktor usia, berat badan individu, berat badan AKG, AKG energi, AKG individu, rata-rata konsumsi energi sehari-hari. Dalam pemodelan metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR ingin diketahui berapa peluang tingkat konsumsi gizi buruk, tingkat konsumsi gizi kurang, tingkat konsumsi gizi sedang dan tingkat konsumsi gizi baik pada penderita tuberkulosis. Adapun rinciannya adalah sebagai berikut:

Peubah respon:
Y =1 (tingkat konsumsi gizi buruk)
Y =2 (tingkat komsumsi gizi kurang)
Y =3 (tingkat konsumsi gizi sedang)
Y =4 (tingkat konsumsi gizi baik)
Peubah prediktor:
X1 = Usia (Tahun)
X2 = Berat badan individu (Kg)
X3 = Berat badan menurut AKG (Kg)
X4 = AKG energi (Kalori)
X5 = AKG individu (Kalori)
X6 = Rata-rata konsumsi energi sehari-hari (Kalori)
Data secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 1.

3.2. Analisis Data

3.2.1. Metode Pembentukan Model Regresi Logistik dengan $PCLR_{(S)}$

1. Mendeteksi adanya multikolinieritas sesuai dengan persamaan (2.14).

2. Membakukan data yang mengandung multikolinieritas yaitu $X_1, X_2, \ldots \ldots ., X_P$ dengan persamaan (2.26).
3. Menghitung matrik ragam peragam, nilai eigen, vektor eigen. dan skor komponen utama dengan rumus berturut-turut sesuai dengan persamaan (2.18), (2.22), (2.21) dan (2.25).
4. Memilih peubah komponen utama yang akan masuk ke dalam regresi logistik dengan metode *stepwise*.
5. Membentuk model persamaan regresi logistik antara Y dengan skor komponen utama yang diperoleh dari metode *stepwise*.
6. Melakukan uji kesesuaian model dengan statistik uji *Pearson* sesuai dengan persamaan (2.11) dan statistik uji *Deviance* dengan persamaan (2.12).
7. Menghitung nilai AIC, BIC dan PCP yang diperoleh dari persamaan (2.40), (2.41) dan (2.42).
8. Membandingkan nilai AIC, BIC dan PCP yang diperoleh dengan nilai AIC, BIC dan PCP yang diperoleh pada metode PLS-GLR.

3.2.2. Metode Pembentukan Model Regresi Logistik dengan PLS-GLR

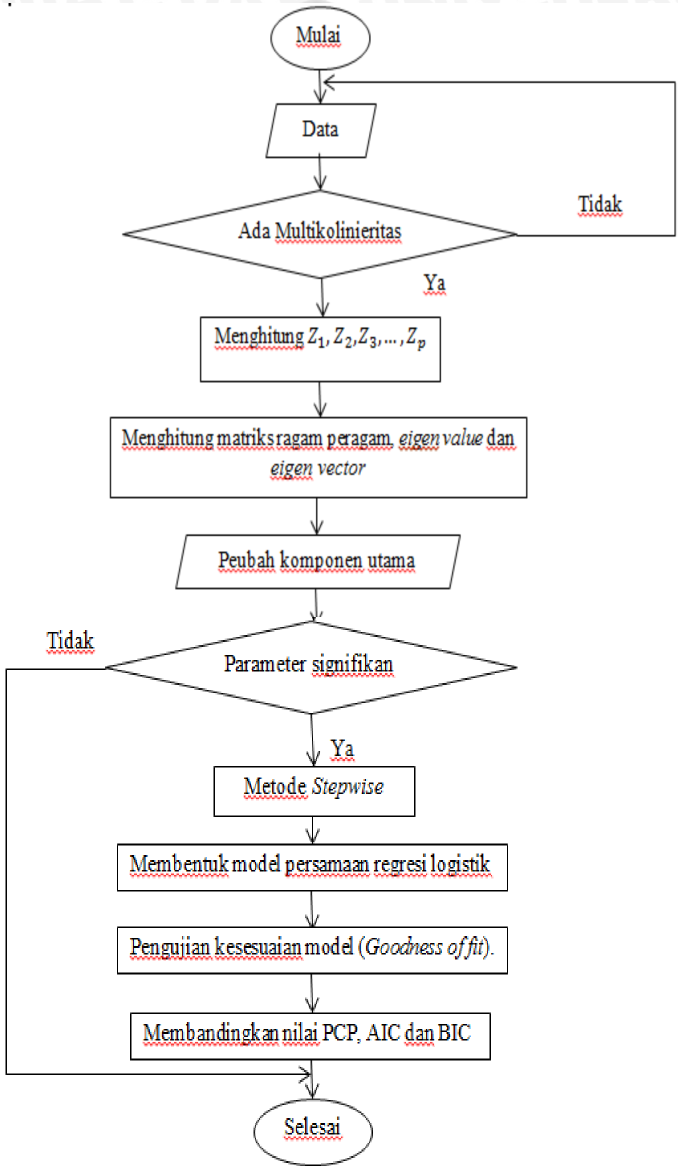
1. Mendeteksi adanya multikolinieritas sesuai dengan persamaan (2.14).
2. Membakukan data yang disifati multikolinieritas yaitu $X_1, X_2, \ldots \ldots, X_P$ dengan persamaan (2.26).
3. Menghitung koefisien regresi logistik yaitu a_{j1} dengan cara melakukan regresi logistik antara masing-masing peubah x_j terhadap peubah y secara parsial.
4. Menormalkan koefisien a_{j1} yang signifikan dengan persamaan (2.31) dan menghitung komponen PLS pertama t_1 dengan persamaan (2.33).
5. Membentuk komponen PLS t_h (*h*=1. 2. ….*m*) dengan cara:

a. Membentuk vektor residual $\boldsymbol{x_{j(h-1)}}$ dari regresi linier antara masing-masing peubah x_j terhadap $t_{(h-1)}$ secara parsial.

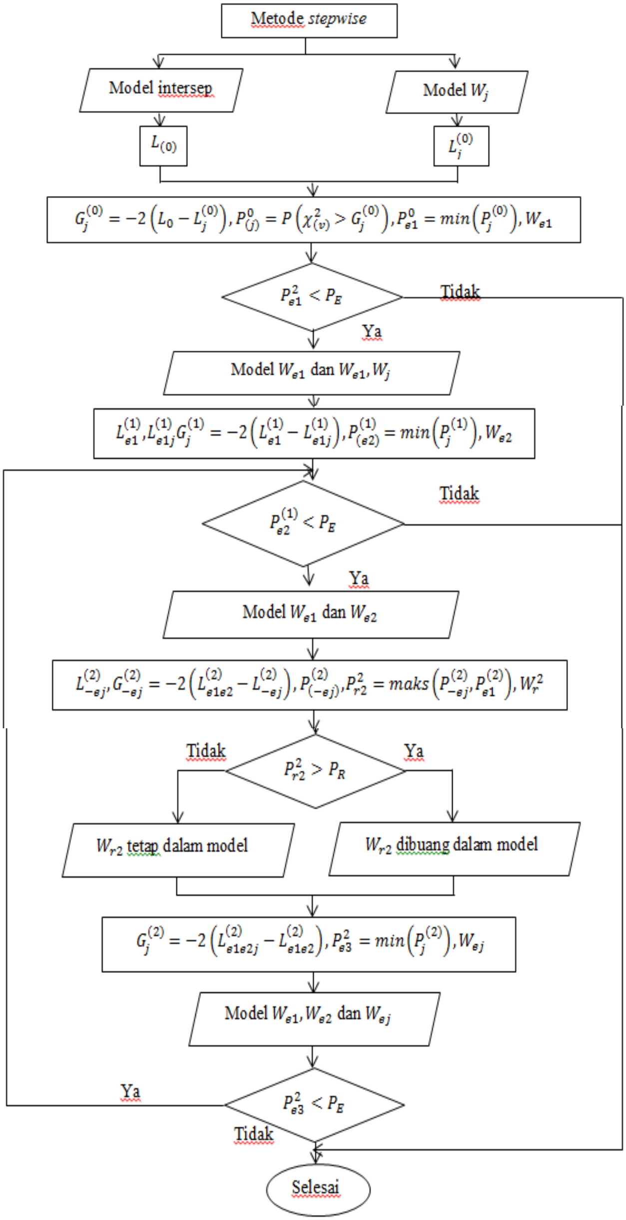
b. Menghitung koefisien a_{jh} dengan cara melakukan regresi logistik ordinal antara vektor residual $\boldsymbol{x_{j(h-1)}}$ dengan y secara parsial. Jika terdapat nilai a_{jh} yang signifikan, maka dilakukan normalisasi dengan persamaan (2.31), selanjutnya membentuk komponen PLS t_h dengan persamaan (2.36).

6. Menghitung koefisien regresi logistik komponen PLS t_h terhadap peubah respon y.
7. Menghitung nilai AIC, BIC dan PCP yang diperoleh dari persamaan (2.40), (2.41) dan (2.42).

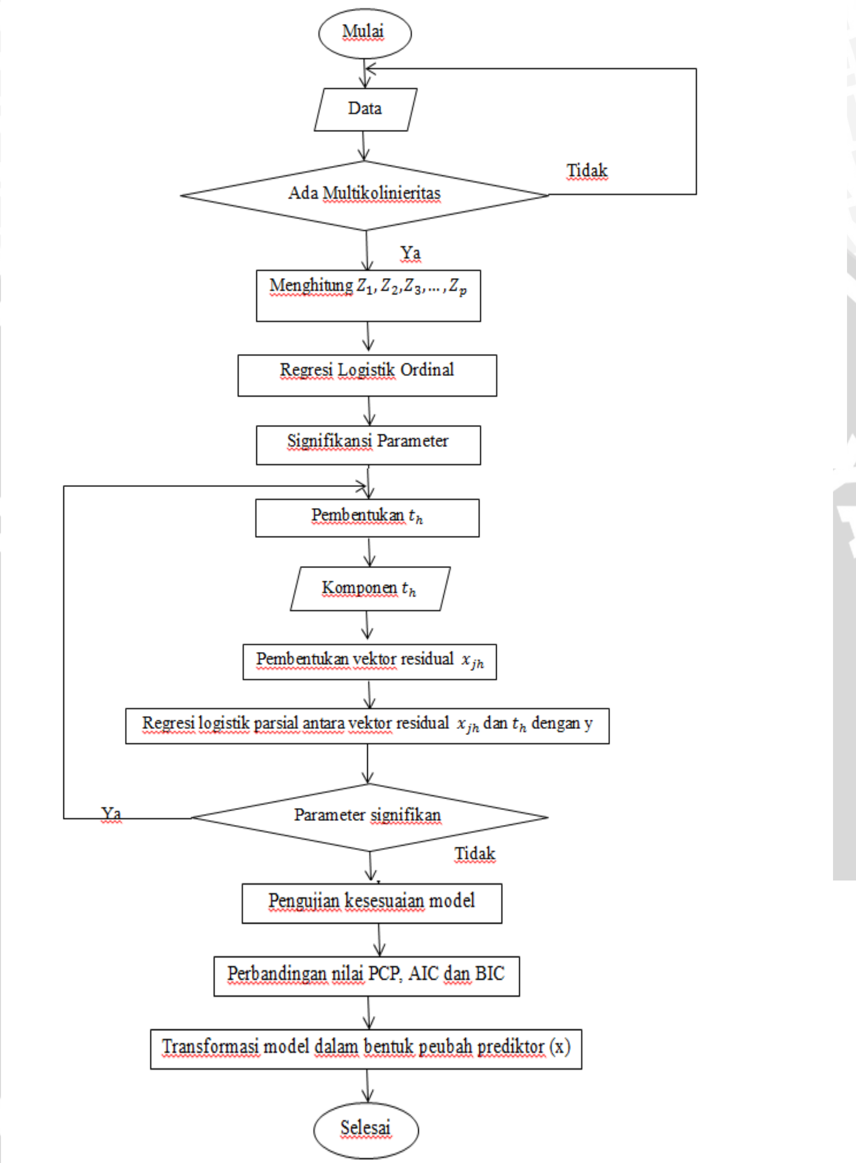
Software statistika yang digunakan untuk perhitungan dan analisis ini adalah SAS 9.1.3, SPSS 18 dan Minitab 14. Diagram alir penelitian ini disajikan pada Gambar 3.1, Gambar 3.2 dan Gambar 3.3.



Gambar 3.1 Diagram alir pembentukan model regresi logistik dengan $PCLR_{(S)}$



Gambar 3.2 Diagram alir metode *stepwise*



Gambar 3.3 Diagram alir pembentukan model regresi logistik dengan metode PLS-GLR

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Multikolinieritas

Pada regresi logistik dengan peubah prediktor yang lebih dari satu, terdapat asumsi bahwa diantara peubah prediktor tidak boleh terdapat multikolinieritas. Maka dilakukan pendeteksian awal untuk mengetahui apakah diantara peubah prediktor terdapat multikolinieritas atau tidak. Pendeteksian multikolinieritas dapat dilakukan dengan melihat nilai VIF. Nilai VIF data dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Nilai VIF masing-masing peubah prediktor

	Peubah					
	Usia	BB Individu	BB menurut AKG	AKG Energi	AKG Individu	Rata-rata Konsumsi Energi
Nilai VIF	5.051	200	47.619	100	250	1.189

Dari Tabel 4.1 tersebut terdapat empat peubah prediktor yang memiliki nilai VIF lebih besar dari 10, yaitu peubah BB individu, BB menurut AKG, AKG energi dan AKG individu dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data terdapat multikolinieritas.

4.2. *Principle Component Logistic Regression Stepwise* (PCLR$_{(S)}$)

4.2.1 Analisis Komponen Utama

Peubah prediktor pada data dalam penelitian ini mempunyai satuan yang berbeda, maka terlebih dahulu peubah prediktor dibakukan. Hasil pembakuan peubah prediktor dapat dilihat pada lampiran 3. Untuk proses selanjutnya, menggunakan matriks masukkan berupa matriks ragam peragam.

Data pada penelitian ini diantara peubah prediktonya terdapat multikolinieritas maka dilakukan transformasi dari peubah prediktor yang saling berkorelasi menjadi peubah prediktor yang tidak saling berkorelasi dengan ragam maksimum yaitu peubah komponen utama yang skor komponen utamanya dapat dilihat pada lampiran 4.

Sedangkan konstanta transformasi analisis komponen utama dapat dilihat pada Tabel 4.2 dan keragaman yang dapat dijelaskan oleh masing-masing komponen utama dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.2 Konstanta Transformasi Analisis Komponen Utama.

Peubah	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6
X_1	-0.345	0.659	0.219	0.108	0.622	-0.021
X_2	-0.460	-0.255	0.341	0.499	-0.210	-0.561
X_3	-0.485	0.443	-0.053	-0.167	-0.682	0.271
X_4	-0.415	-0.209	-0.245	-0.716	0.188	-0.420
X_5	-0.466	-0.511	0.166	0.039	0.240	0.660
X_6	-0.210	0.000	-0.864	0.445	0.110	0.003

Tabel 4.3 Nilai Eigen, Keragaman dan Total Keragaman Komponen Utama.

Peubah	W_1	W2	W_3	W_4	W_5	W_6
Nilai Eigen	2.8861	1.3059	0.9696	0.7480	0.0886	0.0017
Keragaman (%)	0.481	0.218	0.162	0.125	0.015	0.000
Total Keragaman (%)	0.481	0.699	0.860	0.985	1.000	1.000

Dari Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa nilai eigen peubah komponen utama W_1 dan W_2 lebih besar dari satu dengan total keragaman sebesar 69.9% sedangkan total keragaman yang dapat dijelaskan oleh peubah komponen utama pertama, kedua dan ketiga adalah 86% yang lebih besar dari 80% dari total keragaman data asli. Apabila dilihat dari kriteria nilai eigen, komponen utama yang akan masuk ke dalam model regresi logistik adalah komponen W_1 dan W_2. Sedangkan bila dilihat dari total keragaman yang dapat dijelaskan, komponen utama yang masuk ke dalam model regresi logistik adalah W_1, W_2, dan W_3. Akan tetapi pada penelitian ini. peneliti tidak menggunakan kriteria nilai eigen dan total keragaman dalam memilih komponen utama yang akan masuk ke dalam model regresi logistik, melainkan dengan menggunakan metode *stepwise*.

4.2.2 Pendugaan Parameter dan Pengujian Pendugaan Parameter dari Peubah Komponen Utama Secara Parsial.

Pengujian terhadap pendugaan parameter regresi logistik secara parsial digunakan untuk memeriksa apakah koefisien regresi dari masing-masing peubah komponen utama secara individu yang ada di dalam model regresi logistik memiliki pengaruh yang signifikan terhadap peubah respon. Pengujian pendugaan parameter secara parsial dilakukan melalui uji *wald* dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_k = 0$ vs $H_1 : \beta_k \neq 0$; k = 1. 2. …. 6

Hasil pengujian pendugaan parameter regresi logistik secara parsial dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Pendugaan parameter dan Pengujian Pendugaan Parameter Regresi Logistik secara Parsial

Peubah Prediktor	Koefisien	Khi-kuadrat Wald	*P-Value*
W_1	-0.5037	3.3498	0.0672
W_2	**-1.1039**	**7.5094**	**0.0061**
W_3	**1.1310**	**6.3097**	**0.0120**
W_4	-0.2195	0.2420	0.6228
W_5	-0.2123	0.0281	0.8669
W_6	-5.3470	0.3147	0.5748

Berdasarkan Tabel 4.4 terdapat enam peubah prediktor yang diuji pengaruhnya terhadap peubah respon secara parsial, di mana peubah W_2 dan W_3 menghasilkan nilai *P-value* 0.0061 dan 0.0120. Peluang yang dihasilkan oleh kedua peubah prediktor kurang dari nilai alpha 0.05 maka diambil kesimpulan bahwa peubah prediktor W_2 dan W_3 berpengaruh terhadap peubah respon.

4.2.3 Analisis *Principle Component Logistic Regression Stepwise* (PCLR$_{(S)}$).

Tahapan awal dari PCLR$_{(S)}$ adalah mentransformasi peubah prediktor asli menjadi peubah komponen utama. Dari peubah komponen utama yang terbentuk yaitu W_1, W_2, W_3 sampai W_6 akan dipilih peubah komponen utama mana yang akan di masukkan ke dalam model regresi logistik dengan menggunakan metode *stepwise*.

Metode *stepwise* dimulai dari menentukan nilai taraf nyata P_E yang akan digunakan untuk menyeleksi apakah peubah prediktor dimasukkan ke dalam model dan menentukan nilai taraf nyata P_R yang digunakan untuk menyeleksi apakah peubah prediktor tetap berada di dalam model atau dikeluarkan dari model. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000). nilai taraf nyata P_E dan P_R yang direkomendasikan adalah 0.15 untuk P_E dan 0.20 untuk P_R.

Langkah-langkah untuk memperoleh peubah komponen utama yang layak masuk ke dalam model di mulai dari Langkah (0), yaitu model yang hanya mengandung intersep saja, selanjutnya dipilih peubah yang layak masuk atau peubah yang di buang dari model, proses ini akan berhenti jika sudah tidak ada peubah yang dapat di masukkan ke dalam model.

- Langkah (0), diawali dengan menghitung nilai *Log-likelihood* dari model yang mengandung intersep dan model dengan peubah W_1, W_2, W_3, W_4, W_5 dan W_6. Nilai *Log-likelihood, Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(0)}$) dari Langkah (0) dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(0)}$).

Peubah	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(0)}$
C	-28.9575		
C, W_1	-26.7855	4.344	0.0371
C, W_2	-24.7745	8.366	0.004
C, W_3	**-24.7465**	**8.422**	**0.003**
C, W_4	-28.838	0.239	0.625
C, W_5	-28.944	0.027	0.869
C, W_6	-28.7995	0.316	0.574

Langkah (0) ini dipilih calon peubah prediktor yang akan masuk pada langkah (1). Peubah prediktor yang dipilih adalah peubah dengan nilai $P_j^{(0)}$ terkecil. Pada Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa peubah prediktor dengan nilai $P_j^{(0)}$ terkecil adalah peubah

W_3 maka peubah ini merupakan peubah yang masuk pada langkah (1) dan karena nilai $P_j^{(0)}$ terkecil tersebut kurang dari nilai taraf nyata P_E (0.15) maka proses dilanjutkan ke langkah (1).

- Langkah (1)

Dimulai dengan menghitung nilai *Log-likelihood* dari model yang mengandung intersep dan W_3, serta intersep, W3 dengan masing-masing peubah prediktor yaitu W_1, W_2, W_4, W_5, dan W_6. Dari nilai *Log-likelihood* yang diperoleh. maka dapat dihitung nilai *Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(1)}$). Hasil dari langkah (1) dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(1)}$).

Peubah	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(1)}$
C, W_3	-24.7465		
C, W_3, W_1	-20.208	9.077	0.003
C, W_3, W_2	**-15.748**	**17.997**	**0.000**
C, W_3, W_4	-24.4015	0.69	0.406
C, W_3, W_5	-24.5625	0.368	0.544
C, W_3, W_6	-23.5695	2.354	0.125

Pada langkah (1) dapat lihat bahwa peubah prediktor yang mempunyai nilai $P_j^{(1)}$ terkecil adalah peubah W_2 maka peubah ini merupakan peubah yang masuk pada langkah (2) dan karena nilai $P_j^{(1)}$ terkecil tersebut kurang dari nilai taraf nyata P_E (0.15) maka proses dilanjutkan ke langkah (2).

- Langkah (2)

Langkah ini dimulai dengan langkah *Backward*. yaitu dengan cara memilih peubah prediktor yang akan dibuang dari model dan selanjutnya masuk ke dalam langkah *Forward* untuk memilih peubah prediktor yang layak masuk ke dalam model. Untuk nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(2)}$) dari langkah (2) baik pada langkah *Backward* atau *Forward* dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7. Nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(2)}$).

	Peubah yang dibuang	Peubah dalam model	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(2)}$
Backward		C, W_3, W_2	-15.748		
	W_3	C, W_2	-24.7745	18.053	0.0000
	W_2	**C, W_3**	**-24.7465**	**17.997**	**0.0000**
Fordward	Peubah	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(2)}$	
	C, W_3, W_2	-15.748			
	C, W_3, W_2, W_1	**-4.355**	**22.786**	**0.000**	
	C, W_3, W_2, W_4	-14.257	2.982	0.084	
	C, W_3, W_2, W_5	-15.6125	0.271	0.603	
	C, W_3, W_2, W_6	-15.3315	0.833	0.361	

Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa pada langkah *Backward* tidak ada peubah prediktor yang keluar dari model. karena nilai $P_j^{(2)}$ yang terbesar nilainya lebih kecil dari nilai taraf nyata P_R (0.20). Sedangkan pada langkah *Forward* terlihat bahwa model yang memiliki nilai $P_j^{(2)}$ terkecil adalah model dengan peubah W_1 maka peubah ini merupakan peubah yang masuk pada langkah (3) dan karena nilai $P_j^{(2)}$ terkecil tersebut kurang dari nilai P_E (0.15) maka proses dilanjutkan ke langkah (3).

❖ Langkah (3)

Langkah ini dimulai dengan langkah *Backward* dan *Forward*. seperti halnya pada langkah (2). Untuk nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test*

($P_j^{(3)}$) dari langkah (3) baik pada langkah *Backward* atau *Forward* dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(3)}$)
.

	Peubah yang dibuang	Peubah dalam model	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(3)}$
Backward		C, W_3, W_2, W_1	-4.355		
	W_3	C, W_2, W_1	-22.128	35.546	0.000
	W_2	C, W_3, W_1	-20.208	31.706	0.000
	W_1	**C, W_3, W_2**	**-15.746**	**22.782**	**0.000**
Fordward	Peubah	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(3)}$	
	C, W_3, W_2, W_1	-4.355			
	C, W_3, W_2, W_1, W_4	**-0.17**	**8.37**	**0.004**	
	C, W_3, W_2, W_1, W_5	-4.3175	0.075	0.784	
	C, W_3, W_2, W_1, W_6	-1.554	5.602	0.018	

Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa pada langkah *Backward* tidak ada peubah prediktor yang keluar dari model, karena nilai $P_j^{(3)}$ yang terbesar nilainya lebih kecil dari nilai taraf nyata P_R (0.20). Sedangkan pada langkah *Forward* terlihat bahwa model yang memiliki nilai $P_j^{(3)}$ terkecil adalah model dengan peubah W_4 maka peubah ini merupakan peubah yang masuk pada langkah

(4) dan karena nilai $P_j^{(3)}$ terkecil tersebut kurang dari nilai P_E (0.15) maka proses dilanjutkan ke langkah (4).

- Langkah (4)
  Langkah ini dimulai dengan langkah *Backward* dan *Forward*. Untuk nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(4)}$) dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9. Nilai *Log-likelihood. Likelihood Rasio Test* dan *Probability Likelihood Ratio Test* ($P_j^{(4)}$).

	Peubah yang dibuang	Peubah dalam model	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(4)}$
Backward		C, W_3, W_2, W_1, W_4	-0.17		
	W_3	C, W_2, W_1, W_4	-20.808	41.276	0.000
	W_2	C, W_3, W_1, W_4	-19.564	38.788	0.000
	W_1	C, W_3, W_2, W_4	-14.257	28.174	0.000
	W_4	**C, W_3, W_2, W_1**	**-4.355**	**8.37**	**0.004**
Fordward	Peubah	*Log-likelihood*	G	$P_j^{(4)}$	
	C, W_3, W_2, W_1, W_4	-0.17			
	C, W_3, W_2, W_1, W_4, W_5	**-0.1115**	**0.117**	**0.732**	
	C, W_3, W_2, W_1, W_4, W_6	-0.1655	0.009	0.924	

Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa pada langkah *Backward* tidak ada peubah prediktor yang keluar dari model, karena nilai $P_j^{(4)}$ yang terbesar nilainya lebih kecil dari nilai taraf nyata P_R (0.20). Sedangkan pada langkah *Forward* terlihat bahwa model yang memiliki nilai $P_j^{(4)}$ terkecil adalah model dengan peubah W5 maka peubah ini merupakan calon peubah yang akan masuk pada langkah (5) dan karena nilai $P_j^{(4)}$ terkecil tersebut lebih besar dari nilai P_E (0.15) sehingga W_5 tidak layak untuk masuk ke dalam model dan proses berhenti.

Metode $PCLR_{(S)}$ terpilih peubah komponen utama yang layak masuk ke dalam model adalah peubah W_1, W_2, W_3 dan W_4. Ke empat peubah komponen utama tersebut akan digunakan sebagai peubah prediktor untuk mendapatkan model regresi logistik ordinal dengan menggunakan metode $PCLR_{(S)}$.

Model regresi logistik ordinal yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$\text{Logit } P(y \le 1) = 21.6840 - 9.0366W_1 - 20.5281W_2 + 21.8832W_3 - 9.6802W_4$$

$$\text{Logit } P(y \le 2) = 39.0507 - 9.0366W_1 - 20.5281W_2 + 21.8832W_3 - 9.6802W_4$$

$$\text{Logit } P(y \le 3) = 64.7091 - 9.0366W_1 - 20.5281W_2 + 21.8832W_3 - 9.6802W_4$$

Setelah didapatkan peubah prediktor yang masuk ke dalam model, selanjutnya adalah mentransformasi persamaan ke bentuk peubah asalnya yaitu peubah X. Hasil transformasinya adalah sebagai berikut:

$$W_1 = -0.345X_1 - 0.460X_2 - 0.485X_3 - 0.415X_4 - 0.466X_5 - 0.210X_6$$

$$W_2 = 0.659X_1 - 0.255X_2 + 0.443X_3 - 0.209X_4 - 0.511X_5 + 0.000X_6$$

$$W_3 = 0.219X_1 + 0.341X_2 - 0.053X_3 - 0.245X_4 + 0.166X_5 - 0.864X_6$$

$$W_4 = 0.108X_1 + 0.499X_2 - 0.167X_3 - 0.716X_4 + 0.039X_5 + 0.445X_6$$

Maka model yang dibentuk adalah:

$$\text{Logit } P(y \le 1) = 21.8832 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$

$$\text{Logit } P(y \le 2) = 39.0507 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$

$$\text{Logit } P(y \le 3) = 64.7091 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$

Setelah diperoleh model regresi logistik ordinal, selanjutnya adalah melakukan uji kesesuaian model dengan menggunakan uji *Pearson* dan uji *Deviance* yang dapat dilihat pada Tabel 4.10 dengan hipotesis:

H_0 : Model sesuai vs H_1 : Model tidak sesuai

Tabel 4.10 Hasil uji kesesuaian model $PCLR_{(S)}$

Metode	χ^2_{hitung}	*P-Value*	Keputusan
Pearson	0.3402	1.000	Terima H_0
Deviance	0.1730	1.000	Terima H_0

Hasil uji kesesuaian model yang disajikan pada Tabel 4.10 didapatkan nilai statistik uji *Pearson* sebesar 0.3402, maka $P[\chi^2_{98} > 0.3402] = 1.000$ dan nilai statistik uji *Deviance* sebesar 0.1730, maka $P[\chi^2_{98} > 0.1730] = 1.000$ sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik ordinal dengan peubah prediktor W_1, W_2, W_3 dan W_4 layak digunakan.

4.3. *Partial Least Square Generalized Linier Regression* (PLS-GLR)

Metode lain yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinieritas adalah dengan menggunakan metode *Partial Least Square Generalized Linier Regression* (PLS-GLR). Dalam penerapan metode PLS-GLR hampir sama dengan metode $PCLR_{(S)}$, perbedaannya adalah metode $PCLR_{(S)}$ melakukan transformasi peubah prediktor asli ke peubah komponen utama, kemudian melakukan pemilihan komponen utama yang akan masuk ke dalam model dengan menggunakan metode *stepwise*, sedangkan metode PLS-GLR melakukan transformasi dari peubah PLS ke peubah aslinya.

Langkah awal pada metode PLS-GLR adalah pembentukan komponen PLS pertama t_1 dengan cara:

- Menghitung koefisien regresi a_{ji} dengan cara melakukan regresi logistik ordinal antara masing-masing peubah x_j terhadap peubah Y secara parsial. Sehingga didapatkan koefisien regresi dan tingkat signifikansi ditunjukkan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11. Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Pertama

Peubah	Koefisien regresi logistik	Khi-kuadrat Wald	*P-Value*
X_1	-0.079	0.0458	0.8305
$\mathbf{X_2}$	**1.7871**	**0.6286**	**0.0045**
X_3	0.1167	0.0941	0.7591
X_4	0.6907	2.3368	0.1178
$\mathbf{X_5}$	**2.0284**	**9.8329**	**0.0017**
X_6	-0.7121	3.1051	0.0780

❖ Setelah didapatkan koefisien regresi logistik maka dapat hitung komponen PLS pertama dengan melibatkan koefisien regresi logistik antara peubah prediktor dengan peubah respon yang signifikan.

Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa nilai yang signifikan pada taraf nyata 0.05 adalah peubah X_2 dan X_5. Maka komponen PLS pertama yang terbentuk adalah:

$$t_1 = \frac{1.7871x_2 + 2.0284x_5}{\sqrt{(1.7871)^2 + (2.0284)^2}}$$
$$= 0.6612x_2 + 0.7503x_5$$

setelah t_1 didapat maka komponen PLS pertama dapat dibentuk dengan cara mensubstitusikan peubah prediktor ke dalam persamaan t_1 yang sudah terbentuk. Maka komponen PLS pertama dapat dilihat pada lampiran 11.

❖ Langkah selanjutnya adalah pembentukan komponen PLS kedua dengan cara melakukan regresi logistik antara komponen PLS pertama yaitu t_1 dan semua peubah prediktor terhadap peubah respon secara parsial dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Kedua.

Peubah	Koefisien regresi logistik	Khi-kuadrat Wald	*P-Value*
t_1 dan X_1	-0.6172	1.8476	0.1741
t_1 dan X_2	-1.5491	0.5332	0.4653
t_1 dan X_3	-1.0027	3.2393	0.0719
t_1 dan X_4	-0.1786	0.1082	0.7422
t_1 dan X_5	1.7578	0.5332	0.4653
t_1 dan X_6	**-3.7665**	**7.5457**	**0.0060**

Tabel 4.12 dapat dilihat bahwa peubah prediktor yang signifikan adalah peubah X_6, sehingga perlu dilakukan pembentukan komponen PLS kedua.

- Komponen PLS kedua diperoleh dari hasil residual regresi linier antara komponen PLS pertama dengan peubah prediktor yang masih signifikan. Di mana t_2 dapat dibentuk dari regresi linier t_1 dengan X_6. Residual hasil dari regresi linier tersebut dilambangkan dengan $X_{1.6}$. Selanjutnya komponen PLS kedua diperoleh dari hasil regresi logistik secara parsial antara t_1 dan $X_{1.6}$ dengan Y dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Koefisien regresi logistik antara t_1 dan $X_{1.6}$ dengan Y untuk membentuk t_2.

Peubah	Koefisien
$X_{1.6}$	-3.766

dari Tabel 4.13 dapat dihitung komponen utama kedua sebagai berikut:

$$t_2 = \frac{-3.766x_{1.6}}{\sqrt{(-3.766)^2}}$$
$$= -1\,x_{1.6}$$

Kombinasi linier antara t_1 dan $X_{1.6}$ adalah sebagai berikut:

$X_6 = 0.121\ t_1 + X_{1.6}$

$t_1 \ = 0.6612\ X_2 + 0.7504\ X_5$
Sehingga diperoleh nilai komponen PLS kedua sebagai berikut:
$t_2 \ = \ 0.080X_2 + 0.091X5 - X_6$

Setelah t_2 didapat maka komponen PLS kedua dapat dibentuk dengan cara mensubstitusikan peubah prediktor ke dalam persamaan t_2 yang sudah terbentuk. Maka komponen PLS kedua dapat dilihat pada lampiran 13.

- Langkah selanjutnya adalah pembentukan komponen PLS ketiga dengan cara melakukan regresi logistik antara komponen PLS pertama, kedua yaitu t_1, t_2 dan semua peubah prediktor terhadap peubah respon secara parsial dapat dilihat pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Ketiga.

Peubah	Koefisien regresi logistik	Khi-kuadrat Wald	*P-Value*
t_1, t_2 dan X_1	-0.6143	1.8187	0.1775
t_1, t_2 dan X_2	-1.5097	0.4848	0.4863
t_1, t_2 dan X_3	-1.0045	3.2812	0.0701
t_1, t_2 dan X_4	-0.2399	0.1798	0.6716
t_1, t_2 dan X_5	1.7130	0.4847	0.4863
t_1, t_2 dan X_6	**-4.3750**	**5.9476**	**0.0147**

Tabel 4.14 dapat dilihat bahwa peubah prediktor yang signifikan adalah peubah X_6, sehingga perlu dilakukan pembentukan komponen PLS ketiga.

- Komponen PLS ketiga diperoleh dari hasil residual regresi linier antara komponen PLS pertama dan PLS kedua dengan peubah prediktor yang masih signifikan. Di mana t_3 dapat dibentuk dari regresi linier t_1, t_2 dengan X_6. Residual hasil dari regresi linier tersebut dilambangkan dengan $X_{2.6}$. Selanjutnya komponen PLS kedua diperoleh dari hasil regresi logistik secara parsial antara t_1, t_2 dan $X_{2.6}$ dengan Y dapat dilihat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Koefisien regresi logistik antar t_1, t_2 dan $X_{.2.6}$ dengan Y untuk membentuk t_3.

Peubah	Koefisien
$X_{2.6}$	-1.0244

dari Tabel 4.15 dapat dihitung komponen utama ketiga sebagai berikut:

$$t_3 = \frac{-1.0244x_{2.6}}{\sqrt{(-1.0244)^2}}$$
$$= -1\ x_{2.6}$$

Kombinasi linier antara t_1, t_2 dan $X_{2.6}$ adalah sebagai berikut:

$X_6 = 0.120\ t_1 - 0.102\ t_2 + X_{2.6}$

$t_1 = 0.6612\ X_2 + 0.7504\ X_5$

$t_2 = 0.080X_2 + 0.091X_5 - X_6$

Sehingga diperoleh nilai komponen PLS ketiga sebagai berikut:

$t_3 = 0.071X_2 + 0.081X_5 - X_6$

Setelah t_3 didapat maka komponen PLS ketiga dapat dibentuk dengan cara mensubstitusikan peubah prediktor ke dalam persamaan t_3 yang sudah terbentuk. Maka komponen PLS ketiga dapat dilihat pada lampiran 15.

- Langkah selanjutnya adalah pembentukan komponen PLS keempat dengan cara melakukan regresi logistik antara komponen PLS pertama, kedua dan ketiga yaitu t_1, t_2, t_3 dan semua peubah prediktor terhadap peubah respon secara parsial dapat dilihat pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Koefisien Regresi Logistik dan Tingkat Signifikansi Data Pembentukan Komponen PLS Keempat

Peubah	Koefisien regresi logistik	Khi-kuadrat Wald	*P-Value*
t_1, t_2, t_3 dan X_1	-4.0551	2.0900	0.1483
t_1, t_2, t_3 dan X_2	-43.9306	1.1285	0.2881
t_1, t_2, t_3 dan X_3	-1.9157	2.6547	0.1032
t_1, t_2, t_3 dan X_4	3.1445	2.0353	0.1537

Peubah	Koefisien regresi logistik	Khi-kuadrat Wald	*P-Value*
t_1, t_2, t_3 dan X_5	49.8507	1.1286	0.2881
t_1, t_2, t_3 dan X_6	86210	2.6363	0.1044

Dari Tabel 4.16 dapat dilihat bahwa seluruh peubah prediktor tidak signifikan, sehingga komponen PLS keempat tidak perlu dibentuk. Maka hasil akhir analisis regresi PLS hanya melibatkan tiga komponen PLS. Ketiga komponen PLS tersebut akan digunakan sabagai peubah prediktor untuk mendapatkan model regresi logistik ordinal dengan metode PLS-GLR.

Model regresi logistik ordinal yang terbentuk adalah sebagai berikut:

Logit P $(y \leq 1) = 5.0051 + 4.8953t_1 + 0.6184t_2 + 4.3767t_3$

Logit P $(y \leq 2) = 9.7490 + 4.8953t_1 + 0.6184t_2 + 4.3767t_3$

Logit P $(y \leq 3) = 15.085 + 4.8953t_1 + 0.6184t_2 + 4.3767t_3$

Setelah diperoleh model regresi logistik ordinal, selanjutnya adalah melakukan uji kesesuaian model dengan menggunakan uji *Pearson* dan uji *Deviance* yang dapat dilihat pada Tabel 4.15 dengan hipotesis:

H_0 : Model sesuai vs H_1 : Model tidak sesuai

Tabel 4.17 Hasil uji kesesuaian model PLS-GLR

Metode	χ^2_{hitung}	*P-Value*	Keputusan
Pearson	18.2845	1.000	Terima H_0
Deviance	18.9101	1.000	Terima H_0

Hasil uji kesesuaian model yang disajikan pada Tabel 4.17 didapatkan nilai statistik uji *Pearson* sebesar 18.2845, maka $P[\chi^2_{99} > 18.2845] = 1.000$ dan nilai statistik uji *Deviance* sebesar 18.9101, maka $P[\chi^2_{99} > 18.9101] = 1.000$ sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik ordinal dengan peubah prediktor komponen PLS pertama (t_1), komponen PLS kedua (t_2) dan komponen PLS ketiga (t_3) layak digunakan.

PLS-GLR merupakan pemodelan yang bertujuan untuk mengetahui bentuk hubungan antara peubah prediktor X dengan peubah respon Y, sehingga agar didapatkan persamaan regresi dalam bentuk peubah X, diperlukan suatu transformasi model kedalam bentuk peubah asal. Hasil transformasi model dapat dituliskan dengan bentuk persamaan:

Logit P ($y \leq 1$) = $5.0051 + 3.597X_2 + 4.084X_5 + 3.7583X_6$

Logit P ($y \leq 2$) = $9.7490 + 3.597X_2 + 4.084X_5 + 3.7583X_6$

Logit P ($y \leq 3$) = $15.085 + 3.597X_2 + 4.084X_5 + 3.7583X_6$

4.4. Pemilihan Model Terbaik

Penerapan kedua metode yaitu metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR pada data perlu dilakukan indikator perbandingan keakuratan model agar dapat mempertimbangkan model yang paling baik di antara beberapa model regresi logistik yang terbentuk adalah dengan melihat nilai AIC dan BIC. Nilai AIC dan BIC dari kedua metode dapat dilihat pada tabel 4.18.

Tabel 4.18. Nilai AIC dan BIC dari metode $PCLR_{(S)}$ dan PLS-GLR

Metode	AIC	BIC
$PCLR_{(S)}$	14.340	11.148
PLS-GLR	30.910	28.174

Dari Tabel 4.18 dapat dilihat bahwa nilai AIC dan BIC dari metode $PCLR_{(S)}$ lebih kecil dari metode PLS-GLR. Hal tersebut dapat disimpulkan bahwa model yang diperoleh dari metode $PCLR_{(S)}$ lebih baik dibandingkan model yang diperoleh dari metode PLS-GLR.

Selain dilihat dari nilai AIC dan BIC, pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dari *Percent Correct Predictions* (PCP) yang disajikan pada Tabel 4.19.

Tabel 4.19 Nilai *Percent Correct Predictions* (PCP).

Metode	Nilai PCP
$PCLR_{(S)}$	100%
PLS-GLR	100%

Dari Tabel 4.19 dapat dilihat bahwa nilai *Percent Correct Predictions* (PCP) dari metode $PCLR_{(S)}$ diperoleh hasil yang sama dengan metode PLS-GLR, hal ini berarti model yang terbentuk dari kedua metode mampu mengklasifikasikan secara tepat. Sehingga pada data ini lebih disarankan menggunakan metode $PCLR_{(S)}$ dalam memodelkan persamaan regresi logistik ordinal.

Dari kedua metode yang telah dibandingkan, metode yang lebih baik dilihat dari nilai AIC, BIC dan PCP adalah $PCLR_{(S)}$. Apabila menggunakan metode $PCLR_{(S)}$ konsekuensinya adalah dalam melakukan analisis prosedurnya lebih panjang dan lama. Oleh karena itu untuk memilih metode yang akan digunakan tetap diserahkan pada peneliti. Hasil dari penelitian ini hanya sebagai wacana bahwa ternyata secara statistik metode $PCLR_{(S)}$ pada kasus ini lebih baik dibandingkan metode PLS-GLR, namun secara umum prinsip dari kedua metode ini sama-sama untuk mengatasi multikolinieritas.

Model regresi logistik ordinal yang terbentuk dari metode $PCLR_{(S)}$ adalah sebagai berikut:

$$\text{Logit } P(y \le 1) = 21.6840 - 9.0366W_1 - 20.5281W_2 + 21.8832W_3 - 9.6802W_4$$

$$\text{Logit } P(y \le 2) = 39.0507 - 9.0366W_1 - 20.5281W_2 + 21.8832W_3 - 9.6802W_4$$

$$\text{Logit } P(y \le 3) = 64.7091 - 9.0366W_1 - 20.5281W_2 + 21.8832W_3 - 9.6802W_4$$

Model regresi logistik ordinal tersebut peubah prediktornya masih berupa peubah komponen utama, untuk itu perlu dilakukan transformasi ke dalam bentuk peubah aslinya. Model regresi logistik ordinal setelah dilakukan transformasi adalah sebagai berikut:

$$\text{Logit } P(y \le 1) = 21.8832 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$

$$\text{Logit } P(y \le 2) = 39.0507 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$

$$\text{Logit } P(y \le 3) = 64.7091 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$

Setelah diperoleh model regresi logistik ordinalnya, selanjutnya adalah melakukan interpretasi berdasarkan nilai odds ratio yang dapat dilihat pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20 Nilai *odds ratio* model regresi logistik.

Peubah	Nilai *Odds Ratio*
X_1	0.00127
X_2	166541.53
X_3	0.014
X_4	14913
X_5	62833567.31
X_6	14606833.13

Interpretasi untuk model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk adalah pada peubah usia (X_1) diperoleh nilai *odds ratio* sebesar 0.00127, berarti setiap bertambahnya 1 tahun usia seseorang akan menurunkan peluang orang tersebut mempunyai tingkat konsumsi gizi buruk sebesar 0.00127 kali. Untuk peubah berat badan individu (X_2) dengan nilai *odds ratio* sebesar 166541.53 mengindikasikan bahwa setiap bertambahnya 1 kg berat badan individu akan menaikkan peluang orang tersebut mempunyai tingkat komsumsi gizi buruk sebesar 166541.53 kali, sedangkan pada peubah berat badan menurut AKG (X_3) diperoleh nilai *odds ratio* sebesar 0.014 mengindikasikan setiap bertambahnya 1 kg berat badan menurut AKG akan menurunkan peluang orang tersebut mempunyai tingkat komsumsi gizi buruk sebesar 0.014 kali. Sedangkan pada peubah AKG energi (X_4) diperoleh nilai *odds ratio* sebesar 14913, maka dengan bertambahnya 1 kalori AKG energi akan menaikkan peluang orang tersebut mempunyai tingkat konsumsi gizi buruk sebesar 14913 kali. Pada peubah AKG individu (X_5) diperoleh nilai *odds ratio* sebesar 62833567.31 dan peubah rata-rata konsumsi energi (X_6) diperoleh nilai *odds ratio* sebesar 14606833.13, mengindikasikan bahwa setiap bertambahnya 1 kalori AKG individu dan bertambahnya 1 kalori rata-rata konsumsi energi, maka akan menaikkan peluang orang tersebut mempunyai tingkat konsumsi gizi buruk berturut-turut sebesar 62833567.31 kali dan 14606833.13 kali.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa:

1. Peubah komponen utama yang dihasilkan dari metode $PCLR_{(S)}$ adalah peubah W_1, W_2, W_3 dan W_4. Model regresi logistik ordinal setelah dilakukan transformasi adalah sebagai berikut:
   $$\text{Logit } P(y \leq 1) = 21.8832 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$
   $$\text{Logit } P(y \leq 2) = 39.0507 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$
   $$\text{Logit } P(y \leq 3) = 64.7091 - 6.663X_1 + 12.023X_2 - 4.254X_3 + 9.610X_4 + 17.956X_5 + 16.497X_6$$
   Peubah komponen PLS yang dihasilkan dari metode $PCLR_{(S)}$ adalah t_1, t_2 dan t_3. Model regresi logistik ordinal setelah dilakukan trasnformasi adalah sebagai berikut:
   $$\text{Logit } P(y \leq 1) = 5.0051 + 3.597X_2 + 4.084X_5 + 3.7583X_6$$
   $$\text{Logit } P(y \leq 2) = 9.7490 + 3.597X_2 + 4.084X_5 + 3.7583X_6$$
   $$\text{Logit } P(y \leq 3) = 15.085 + 3.597X_2 + 4.084X_5 + 3.7583X_6$$

2. Pada data dengan sebagian peubah prediktor mengandung multikolinieritas metode yang tepat untuk mendapatkan model regresi logistik ordinal terbaik adalah metode $PCLR_{(S)}$ dilihat dari nilai keakuratan model yaitu AIC, BIC dan PCP. Pada metode $PCLR_{(S)}$ nilai AIC dan BIC lebih kecil dibandingkan dengan nilai AIC dan BIC pada metode PLS-GLR. Sedangkan untuk nilai PCP pada metode $PCLR_{(S)}$ didapatkan hasil yang sama dengan nilai PCP pada metode PLS-GLR, berarti pada kasus data ini model yang dihasilkan dari metode $PCLR_{(S)}$ lebih baik dibandingkan model yang dihasilkan dari metode PLS-GLR.

5.2. Saran

1. Pada kasus data ini, disarankan menggunakan metode $PCLR_{(S)}$ untuk mengatasi multikolinieritas, namun penerapannya tetap diserahkan kepada peneliti.

2. Untuk penelitian selanjutnya disarankan melakukan perbandingan metode lain seperti *Ridge regression, Partial Least Square, Principal Component Analysis* mengenai penanganan masalah multikolinieritas pada regresi logistik berskala nominal maupun regresi cox dalam data *survival*.

DAFTAR PUSTAKA

Abdi, H. 2007. **Partial Least Squares Regression.** In: Neil Salkind (Ed), *Encyclopedia of Meauserement and Statistics*, Thousand Oaks:Sage, The University of Texas at Dallas, USA.

Agresti, A. 2007. **An Introduction to Categorical Data Analysis Second Edition.** John Willey & Sons, Inc. Canada.

Bastien, P., V.E. Vinci and M.Tenenhaus. 2004. **PLS generalized linear regression.** http://studies.hec.frobjectSECfileAJKDTFYENLEPLHULHAVCXEKNXUPUGVLKXPLS_GLR.pdf. Tanggal Akses : 16 Januari 2013.

Chatterjee, S. and A.S, Hadi.2006.**Regression Analysis by Example**.John Willey & Sons, Inc. Canada.

Ding, B. and R. Gentleman. 2004. **Classification Using Generalized Partial Least Squares**. http://www.bepress.com/bioconductor/paper5.pdf. Tanggal Akses : 16 Januari 2013.

Departemen Kesehatan Republik Indonesia. 2002. **Pedoman Nasional Penanggulangan Tuberkulosis**. Jakarta: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

Fitria, M. 2012. **Perbandingan Metode PCLR$_{(S)}$ dan PLS-GLR pada Regresi Logistik Biner.** Skripsi S1 Jurusan Metematika Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya, tidak dipublikasikan.

Fendi, A. 2008. **Profil dan Analisis Kecukupan Gizi (Konsumsi Makanan) Penderita Tuberkulosis Paru di Wilayah Kerja Pukesmas Kedung Kandang – Kota Malang.** Skripsi SI Fakultas Kedokteran Universitas Muhammadiyah Malang, tidak dipublikasikan.

Gasperz, V. 1995.**Teknik Analisis dalam Penelitian Percobaan.** jilid 2.Tarsito. Bandung.

Gujarati, D. W. 2003. **Basic Econometrics.**Mc Graw Hill. New York.

Hair, J. F,. R. E. Anderson, R. L. Tatham and W. C. Black. 1998. **Multivariate Data Analysis Fifth Edition**. Prentice-Hall, Inc. New Jersey.

Hamilton, L.C. 1992. **Regression with Graphics A Second Course in Applied Statistics**. Wadsworth. California.

Hosmer, D. W., and S. Lemeshow.2000. **Applied Logistic Regression Second Edition.** John Willey & Sons, Inc. Canada.

Hyun, S.K. 2004. **Topics In Ordinal Logistic Regression and Its Applications**. http://etd-tamu-2004B-STAT-Kim-2.pdf. Tanggal Akses : 3 april 2013.

Johnson, A. R., and W, Winchern. 1988. **Applied Multivariate Statististical Analysis,** Second Edition, Prentice Hall International Inc.. USA.

Khayanti, A. 2011. **Penggunaan Metode PCLR dan PCLR$_{(S)}$ dalam Pemilihan Model Regresi Logistik Multinomial Terbaik Pada Data Yang Disifati Multikolinieritas**. Skripsi S1 Jurusan Metematika Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya. tidak dipublikasikan.

Kleinbaum, D. G. and M. Klein. 2010. **Logistic Regression A Self-Learning Text Third Edition**. Springer. London.

Rab, T.1996. **Pedoman Penatalaksanaan Tuberculosis Paru.** Jakarta. EGC.

Retno, S. 2007. **Partial Least Square (PLS) Generalized Linier dalam Regresi Logistik.** UNY. Yogyakarta.

Sumodiningrat, G. 1999. **Ekonometrika Pengantar. BPFE.** Yogyakarta**.**

Supariasa, I, D, N. Bakri Bachyar dan Fajar Ibnu. 2001. **Penilaian Status Gizi.** Jakarta. EGC.

Lampiran 1. Data profil dan analisis kecukupan gizi penderita tuberkolis paru di wilayah kerja pukesmas Kedung Kandang-Kota Malang.

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	Y
21	48	52	1900	1754	1173	1
42	60.8	55	1800	1990	914	1
17	42	50	2200	1848	1032	1
22	41	52	1900	1498	879	1
40	48	55	1800	1571	879	1
60	60	62	2250	2177	1035	1
21	30.8	52	1900	1125	886	2
24	54	52	1900	1973	844	1
30	45	55	1800	1473	944	1
23	42	52	1900	1535	822	1
55	53	62	2250	1923	1007	1
21	37	52	1900	1352	1030	2
57	52.5	62	2250	1905	1034	1
29	49.5	52	1900	1809	1057	1
48	63	62	2350	2388	1169	1
44	49	62	2350	1857	938	1
29	44	56	2550	2004	1010	1
28	41.5	55	1800	1358	983	2
24	49.5	56	2550	2254	807	1
25	44	56	2550	2004	1034	1
28	43.8	52	1900	1600	1067	1
44	45	62	2350	1706	1141	1
37	40	55	1800	1309	916	2
56	59	62	2250	2141	1161	1
26	45	52	1900	1644	1127	1
70	41	62	2050	1356	1093	3
28	33	52	1900	1206	920	2

Lampiran 1. Lanjutan.

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	Y
45	31	55	1800	1015	1203	4
19	47	50	2200	2068	883	1
42	45	55	1800	1473	1205	3
34	48	62	2350	1819	1185	1
31	51	62	2350	1933	1405	2
21	38.7	56	2550	1758	1326	2
60	35.7	62	2250	1296	669	1
29	38.5	52	1900	1407	967	1

Keterangan:
Peubah respon:

- Y =1 tingkat konsumsi gizi buruk
- Y =2 tingkat komsumsi gizi kurang
- Y =3 tingkat konsumsi gizi sedang
- Y =4 tingkat konsumsi gizi baik

Peubah prediktor:

- X_1 = Usia (Tahun)
- X_2 = Berat badan individu (Kg)
- X_3 = Berat badan menurut AKG (Kg)
- X_4 = AKG energi (Kalori)
- X_5 = AKG individu (Kalori)
- X_6 = Rata-rata konsumsi energi sehari-hari (Kalori)

Lampiran 2. Pendeteksian Multikolinieritas.

Regression Analysis: X1 versus X2, X3, X4, X5, X6

The regression equation is
X1 = - 99.6 - 1.88 X2 + 4.98 X3 - 0.0659 X4 + 0.0532 X5 - 0.0115 X6

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-99.56	15.53	-6.41	0.000
X2	-1.879	1.951	-0.96	0.343
X3	4.982	1.606	3.10	0.004
X4	-0.06589	0.04381	-1.50	0.143
X5	0.05316	0.05407	0.98	0.334
X6	-0.011483	0.007985	-1.44	0.161

S = 6.79016   R-Sq = 80.2%   R-Sq(adj) = 76.8%

Regression Analysis: X2 versus X1, X3, X4, X5, X6

The regression equation is
X2 = - 2.32 - 0.0165 X1 + 0.863 X3 - 0.0226 X4 + 0.0276 X5 + 0.000306 X6

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-2.320	2.221	-1.04	0.305
X1	-0.01649	0.01713	-0.96	0.343
X3	0.86314	0.06676	12.93	0.000
X4	-0.0225970	0.0007428	-30.42	0.000
X5	0.0276412	0.0004204	65.75	0.000
X6	0.0003061	0.0007723	0.40	0.695

S = 0.636189   R-Sq = 99.5%   R-Sq(adj) = 99.4%

Lampiran 2. Lanjutan.

Regression Analysis: X3 versus X1, X2, X4, X5, X6

The regression equation is
X3 = 6.63 + 0.0500 X1 + 0.987 X2 + 0.0234 X4 - 0.0274 X5 + 0.000262 X6

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	6.631	2.083	3.18	0.003
X1	0.05003	0.01612	3.10	0.004
X2	0.98730	0.07636	12.93	0.000
X4	0.023406	0.001371	17.07	0.000
X5	-0.027351	0.002131	-12.83	0.000
X6	0.0002619	0.0008268	0.32	0.754

S = 0.680406   R-Sq = 97.9%   R-Sq(adj) = 97.6%

Regression Analysis: X4 versus X1, X2, X3, X5, X6

The regression equation is
X4 = - 136 - 1.10 X1 - 42.9 X2 + 38.9 X3 + 1.19 X5 + 0.0096 X6

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-135.67	95.30	-1.42	0.165
X1	-1.0984	0.7302	-1.50	0.143
X2	-42.909	1.411	-30.42	0.000
X3	38.857	2.276	17.07	0.000
X5	1.19483	0.03369	35.46	0.000
X6	0.00956	0.03370	0.28	0.779

S = 27.7226   R-Sq = 99.0%   R-Sq(adj) = 98.9%

Lampiran 2. Lanjutan.

Regression Analysis: X5 versus X1, X2, X3, X4, X6

The regression equation is
X5 = 85.0 + 0.607 X1 + 35.9 X2 - 31.1 X3 + 0.818 X4 - 0.0105 X6

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	84.97	80.02	1.06	0.297
X1	0.6067	0.6171	0.98	0.334
X2	35.9369	0.5466	65.75	0.000
X3	-31.088	2.422	-12.83	0.000
X4	0.81807	0.02307	35.46	0.000
X6	-0.01046	0.02785	-0.38	0.710

S = 22.9392   R-Sq = 99.6%   R-Sq(adj) = 99.5%

Regression Analysis: X6 versus X1, X2, X3, X4, X5

The regression equation is
X6 = - 134 - 5.80 X1 + 17.6 X2 + 13.2 X3 + 0.29 X4 - 0.46 X5

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-134.4	541.9	-0.25	0.806
X1	-5.797	4.031	-1.44	0.161
X2	17.60	44.41	0.40	0.695
X3	13.17	41.56	0.32	0.754
X4	0.290	1.020	0.28	0.779
X5	-0.463	1.232	-0.38	0.710

S = 152.561   R-Sq = 15.9%   R-Sq(adj) = 1.4%

Lampiran 3. Data peubah asal yang dibakukan.

Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6
-1,00343	0,29926	-0,93391	-0,72673	0,15681	0,98762
0,48651	1,90103	-0,24817	-1,10922	0,85281	-0,6984
-1,28723	-0,45157	-1,39106	0,42074	0,43403	0,06975
-0,93248	-0,57671	-0,93391	-0,72673	-0,59817	-0,92624
0,34461	0,29926	-0,24817	-1,10922	-0,38288	-0,92624
1,7636	1,80092	1,35188	0,61199	1,4043	0,08928
-1,00343	-1,85312	-0,93391	-0,72673	-1,6982	-0,88067
-0,79058	1,05009	-0,93391	-0,72673	0,80267	-1,15408
-0,36488	-0,07616	-0,24817	-1,10922	-0,6719	-0,50311
-0,86153	-0,45157	-0,93391	-0,72673	-0,48905	-1,2973
1,40886	0,92495	1,35188	0,61199	0,65522	-0,093
-1,00343	-1,07726	-0,93391	-0,72673	-1,02875	0,05673
1,55075	0,86238	1,35188	0,61199	0,60213	0,08277
-0,43583	0,48697	-0,93391	-0,72673	0,31901	0,23249
0,91221	2,17634	1,35188	0,99448	2,02657	0,96158
0,62841	0,4244	1,35188	0,99448	0,46057	-0,54217
-0,43583	-0,20129	-0,01959	1,75946	0,8941	-0,07347
-0,50678	-0,51414	-0,24817	-1,10922	-1,01105	-0,24923
-0,79058	0,48697	-0,01959	1,75946	1,63138	-1,39494
-0,71963	-0,20129	-0,01959	1,75946	0,8941	0,08277
-0,50678	-0,22632	-0,93391	-0,72673	-0,29736	0,29759
0,62841	-0,07616	1,35188	0,99448	0,01525	0,77931
0,13176	-0,70185	-0,24817	-1,10922	-1,15556	-0,68538
1,47981	1,67578	1,35188	0,61199	1,29813	0,9095
-0,64868	-0,07616	-0,93391	-0,72673	-0,1676	0,68817
2,4731	-0,57671	1,35188	-0,153	-1,01695	0,46684

Lampiran 3. Lanjutan.

Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6
-0,50678	-1,57782	-0,93391	-0,72673	-1,45932	-0,65934
0,69936	-1,82809	-0,24817	-1,10922	-2,02261	1,18291
-1,14533	0,17412	-1,39106	0,42074	1,08284	-0,9002
0,48651	-0,07616	-0,24817	-1,10922	-0,6719	1,19593
-0,08109	0,29926	1,35188	0,99448	0,3485	1,06574
-0,29393	0,67468	1,35188	0,99448	0,68471	2,49788
-1,00343	-0,86453	-0,01959	1,75946	0,16861	1,98361
1,7636	-1,23994	1,35188	0,61199	-1,1939	-2,29329
-0,43583	-0,88956	-0,93391	-0,72673	-0,86654	-0,35339

Lampiran 4. Hasil transformasi Analisis Komponen Utama.

W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6
0,68224	-1,0789	-0,71641	1,16286	-0,04065	0,011009
-0,71237	-0,47787	1,7835	1,558	-0,00691	-0,11618
0,93511	-1,6587	-0,45257	-0,38483	0,432917	0,013119
1,81554	-0,42385	0,52844	-0,14684	-0,20377	-0,00297
0,69764	0,46811	1,19892	0,595	-0,08068	-0,03195
-3,02034	0,45649	0,93246	0,51783	0,25916	-0,00892
2,93054	0,41671	-0,14343	-0,8131	-0,23912	-0,01229
0,41297	-1,46069	1,54241	0,63228	-0,1456	0,006637
1,16079	0,24396	0,50262	0,50853	-0,46614	0,003396
1,76071	-0,46486	0,92509	-0,23767	-0,2004	-0,00349
-2,10737	0,82856	0,58983	-0,06713	0,022553	-0,00569
2,06419	-0,12272	-0,57778	0,01661	-0,13845	-0,00268
-2,13976	0,96522	0,43897	-0,00691	0,130458	-0,00814
0,4834	-0,83576	0,15062	0,98787	0,229102	-0,0008
-3,53182	-0,59788	0,13017	0,75163	-0,03243	0,050932
-1,58136	0,46106	0,51056	-0,88188	-0,38206	0,000833
-0,87918	-1,06917	-0,3826	-1,40177	0,32086	-0,03147
1,51595	0,43543	0,04697	0,37473	-0,51606	0,028544
-1,13906	-1,8555	1,03759	-1,65621	-0,01212	0,073463
-0,81417	-1,25617	-0,57958	-1,36281	0,161493	-0,0252
1,10971	-0,38581	-0,26618	0,62975	0,193834	-0,00634
-1,42155	0,81661	-0,87491	-0,56076	-0,23904	-0,0092
1,54124	0,97783	0,47537	0,15025	-0,16207	0,024011
-2,988	0,35586	0,10186	0,78569	0,173364	-0,00088
0,94687	-0,58377	-0,56186	0,86812	0,148046	-0,00088
-0,80422	2,92715	-0,26189	0,03084	0,516119	0,032304

Lampiran 4. Lanjutan.

W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6
2,47463	0,55193	-0,09262	-0,51469	0,093591	-0,01855
1,87476	2,08266	-1,54121	0,44747	0,423936	0,075925
0,49998	-2,05641	0,73669	-0,46404	0,439249	0,085358
0,50959	0,80574	-0,77848	1,35603	0,24963	-0,00976
-1,56521	0,08314	-1,09433	-0,30965	-0,64766	0,015826
-2,12264	-0,32408	-2,19407	0,50472	-0,62109	0,035527
-0,473	-0,90292	-2,62926	-0,90642	0,158453	-0,12166
0,09146	2,55805	1,5238	-2,15861	0,012345	-0,02627
1,79275	0,12055	-0,0087	-0,00489	0,169129	-0,01358

Lampiran 5. Output Nilai *Log-Likelihood. Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(0)}$ langkah (0) metode $PCLR_{(S)}$.

```
               The SAS System        09:24 Thursday, June 17, 2013   3

                          The LOGISTIC Procedure
                            Model Fit Statistics

                                      Intercept
                      Intercept             and
      Criterion            Only      Covariates

      AIC                63.915          61.571
      SC                 68.581          67.792
      -2 Log L           57.915          53.571

              Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
      Test                    Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
      Likelihood Ratio            4.3442        1         0.0371
      Score                       4.1812        1         0.0409
      Wald                        3.3498        1         0.0672
              Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                           Standard          Wald
 Parameter       DF      Estimate          Error      Chi-Square      Pr > ChiSq
 Intercept 1      1        1.0984         0.4304          6.5126          0.010
 Intercept 2      1        2.6643         0.6650         16.0534          <.000
 Intercept 3      1        3.8301         0.4304         13.1665          0.000
 W1               1       -0.5037         0.2752          3.3498          0.067
```

Lampiran 5. Lanjutan.

```
            The SAS System       09:26 Thursday, June 17, 2013   3

                       The LOGISTIC Procedure
                        Model Fit Statistics
                                       Intercept
                      Intercept              and
       Criterion            Only      Covariates

       AIC                63.915          57.549
       SC                 68.581          63.770
       -2 Log L           57.915          49.549

              Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

      Test                    Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
     Likelihood Ratio             8.3662        1         0.0038
     Score                        6.7806        1         0.0092
     Wald                         7.5094        1         0.0061

             Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                   Standard          Wald
Parameter      DF     Estimate        Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1     1       1.0520       0.4389        5.7467        0.0165
Intercept 2     1       2.8601       0.7255       15.5399        <.0001
Intercept 3     1       4.3247       1.1587       13.9318        0.0002
W2              1      -1.1039       0.4028        7.5094        0.0061
```

Lampiran 5. Lamjutan.

The SAS System 09:27 Thursday, June 17, 2013 3

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	57.493
SC	68.581	63.714
-2 Log L	57.915	49.493

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	8.4226	1	0.0037
Score	8.8996	1	0.0029
Wald	6.3097	1	0.0120

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.1291	0.4389	6.6179	0.0101
Intercept 2	1	2.8920	0.7291	15.7308	<.0001
Intercept 3	1	4.0992	1.1015	13.8483	0.0002
W3	1	1.1310	0.4503	6.3097	0.0120

Lampiran 5. Lanjutan.

```
               The SAS System        09:29 Thursday, June 17, 2013   3

                     The LOGISTIC Procedure

                       Model Fit Statistics

                                          Intercept
                          Intercept            and
   Criterion                   Only     Covariates

   AIC                       63.915         65.676
   SC                        68.581         71.897
   -2 Log L                  57.915         57.676


           Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

    Test                 Chi-Square       DF     Pr > ChiSq

    Likelihood Ratio         0.2397        1         0.6244
    Score                    0.2279        1         0.6330
    Wald                     0.2420        1         0.6228


           Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                      Standard          Wald
 Parameter      DF     Estimate          Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
 Intercept 1     1       0.9141         0.3759        5.9124        0.0150
 Intercept 2     1       2.3714         0.6039       15.4219        <.0001
 Intercept 3     1       3.5392         1.0148       12.1635        0.0005
 W4              1      -0.2195         0.4461        0.2420        0.6228
```

Lampiran 5. Lanjutan.

```
              The SAS System        09:31 Thursday, June 17, 2013   3

                       The LOGISTIC Procedure

                        Model Fit Statistics

                                             Intercept
                              Intercept            and
          Criterion                Only     Covariates

          AIC                    63.915         65.888
          SC                     68.581         72.110
          -2 Log L               57.915         57.888


               Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

       Test                 Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
       Likelihood Ratio         0.0270        1         0.8695
       Score                    0.0257        1         0.8726
       Wald                     0.0281        1         0.8669

              Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                     Standard          Wald
Parameter      DF     Estimate          Error    Chi-Square     Pr > ChiSq
Intercept 1     1       0.9096         0.3738        5.9199         0.0150
Intercept 2     1       2.3612         0.6022       15.3733         <.0001
Intercept 3     1       3.5259         1.0137       12.0980         0.0005
W5              1      -0.2123         1.2664        0.0281         0.8669
```

Lampiran 5. Lanjutan.

The SAS System 09:32 Thursday, June 17, 2013 3

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	65.599
SC	68.581	71.820
-2 Log L	57.915	57.599

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	0.3162	1	0.5739
Score	0.3015	1	0.5829
Wald	0.3147	1	0.5748

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	0.9118	0.3764	5.8677	0.0154
Intercept 2	1	2.3675	0.6026	15.4345	<.0001
Intercept 3	1	3.5390	1.0127	12.2114	0.0005
W6	1	-5.3470	9.5313	0.3147	0.5748

Lampiran 6. Output Nilai *Log-Likelihood. Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(1)}$ langkah (1) metode $PCLR_{(S)}$.

The SAS System 10:49 Thursday, June 17, 2013 4

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	50.416
SC	68.581	58.193
-2 Log L	57.915	40.416

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	17.4994	2	0.0002
Score	13.0807	2	0.0014
Wald	9.0139	2	0.0110

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.9449	0.7160	7.3797	0.0066
Intercept 2	1	4.0541	1.0843	13.9796	0.0002
Intercept 3	1	5.4622	1.4414	14.3613	0.0002
W3	1	1.8707	0.6556	8.1432	0.0043
W1	1	-0.9742	0.4033	5.8348	0.0157

Lampiran 6. Lanjutan.

```
              The SAS System       10:51 Thursday, June 17, 2013   4

                    The LOGISTIC Procedure
                     Model Fit Statistics

                                             Intercept
                              Intercept          and
            Criterion              Only     Covariates
            AIC                  63.915         41.492
            SC                   68.581         49.269
            -2 Log L             57.915         31.492

          Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
     Test                    Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
     Likelihood Ratio           26.4233        2         <.0001
     Score                      15.6801        2         0.0004
     Wald                       11.6797        2         0.0029

           Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                      Standard          Wald
 Parameter       DF      Estimate        Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
 Intercept 1      1        1.8626       0.6729        7.6621        0.0056
 Intercept 2      1        5.0482       1.3975       13.0479        0.0003
 Intercept 3      1        8.0033       2.3889       11.2235        0.0008
 W3               1        2.3285       0.7390        9.9293        0.0016
 W2               1       -2.2517       0.7184        9.8235        0.0017
```

Lampiran 6. Lanjutan.

```
            The SAS System       10:57 Thursday, June 17, 2013   4

                    The LOGISTIC Procedure
                     Model Fit Statistics

                                           Intercept
                             Intercept         and
          Criterion            Only       Covariates
          AIC                63.915           58.803
          SC                 68.581           66.579
          -2 Log L           57.915           48.803

             Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
      Test                  Chi-Square      DF     Pr > ChiSq
      Likelihood Ratio          9.1126       2         0.0105
      Score                     9.1275       2         0.0104
      Wald                      6.8970       2         0.0318

             Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                     Standard          Wald
Parameter      DF     Estimate          Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1     1       1.1497         0.4513        6.4891        0.0109
Intercept 2     1       2.9521         0.7403       15.9017        <.0001
Intercept 3     1       4.1937         1.1138       14.1765        0.0002
W3              1       1.1811         0.4576        6.6624        0.0098
W4              1      -0.4461         0.5357        0.6935        0.4050
```

Lampiran 6. Lanjutan.

```
            The SAS System        10:59 Thursday, June 17, 2013   4

                         The LOGISTIC Procedure
                          Model Fit Statistics
                                             Intercept
                              Intercept            and
            Criterion              Only     Covariates
            AIC                  63.915         59.125
            SC                   68.581         66.901
            -2 Log L             57.915         49.125

               Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
       Test                    Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
       Likelihood Ratio            8.7907        2         0.0123
       Score                       8.9253        2         0.0115
       Wald                        6.7518        2         0.0342

              Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                     Standard          Wald
Parameter       DF     Estimate         Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1      1       1.1242        0.4454        6.3713        0.0116
Intercept 2      1       2.9105        0.7326       15.7853        <.0001
Intercept 3      1       4.1601        1.1136       13.9564        0.0002
W3               1       1.1848        0.4597        6.6427        0.0100
W5               1      -0.7984        1.2638        0.3990        0.5276
```

Lampiran 6. Lanjutan.

The SAS System 11:00 Thursday, June 17, 2013 4

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	57.139
SC	68.581	64.916
-2 Log L	57.915	47.139

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	10.7758	2	0.0046
Score	9.2010	2	0.0100
Wald	8.0220	2	0.0181

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.2313	0.4710	6.8330	0.0089
Intercept 2	1	3.0783	0.7899	15.1863	<.0001
Intercept 3	1	4.4590	1.1907	14.0236	0.0002
W3	1	1.4432	0.5165	7.8075	0.0052
W6	1	-16.4089	10.7409	2.3339	0.1266

Lampiran 7. Output Nilai *Log-Likelihood. Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(2)}$ langkah (2) metode $PCLR_{(S)}$.

```
            The SAS System        14:11 Thursday, June 17, 2013   5

                    The LOGISTIC Procedure
                     Model Fit Statistics

                                            Intercept
                         Intercept             and
         Criterion          Only        Covariates
         AIC              63.915           20.710
         SC               68.581           30.042
                           -2 Log L          57.915           8.710

               Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
    Test                     Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
    Likelihood Ratio            49.2051        3         <.0001
    Score                       19.8613        3         0.0002
    Wald                         1.9232        3         0.5885

              Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                          Standard          Wald
Parameter       DF     Estimate          Error     Chi-Square     Pr > ChiSq
Intercept 1      1      23.8824        17.9139         1.7774         0.1825
Intercept 2      1      42.8968        31.1034         1.9021         0.1678
Intercept 3      1      79.2556         4818.4         0.0003         0.9869
W3               1      24.7473        18.2357         1.8417         0.1748
W2               1     -21.9145        15.9170         1.8956         0.1686
W1               1     -10.3627         7.7408         1.7922         0.1807
```

Lampiran 7. Lanjutan.

```
              The SAS System        14:13 Thursday, June 17, 2013   5

                      The LOGISTIC Procedure
                       Model Fit Statistics
                                                    Intercept
                                      Intercept           and
                 Criterion                 Only    Covariates
                 AIC                     63.915        40.514
                 SC                      68.581        49.846
                 -2 Log L                57.915        28.514

                Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
          Test                   Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
          Likelihood Ratio          29.4016        3         <.0001
          Score                     15.9081        3         0.0012
          Wald                       9.3645        3         0.0248

              Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                          Standard          Wald
 Parameter       DF      Estimate         Error     Chi-Square     Pr > ChiSq
 Intercept 1      1        2.0921        0.7376         8.0457         0.0046
 Intercept 2      1        6.1940        2.0039         9.5537         0.0020
 Intercept 3      1       10.2907        3.6444         7.9731         0.0047
 W3               1        2.6967        0.8989         9.0006         0.0027
 W2               1       -2.9694        1.0929         7.3824         0.0066
 W4               1       -1.2783        0.8151         2.4594         0.1168
```

Lampiran 7. Lanjutan.

```
              The SAS System        14:14 Thursday, June 17, 2013   5

                       The LOGISTIC Procedure
                        Model Fit Statistics
                                           Intercept
                          Intercept              and
            Criterion          Only       Covariates
            AIC              63.915           43.225
            SC               68.581           52.557
            -2 Log L         57.915           31.225

              Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
     Test                 Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
     Likelihood Ratio        26.6907        3         <.0001
     Score                   15.7058        3         0.0013
     Wald                    11.1343        3         0.0110

              Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                   Standard          Wald
Parameter       DF     Estimate       Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1      1       1.7937      0.6708        7.1511        0.0075
Intercept 2      1       5.1137      1.4442       12.5367        0.0004
Intercept 3      1       8.3792      2.6509        9.9915        0.0016
W3               1       2.3986      0.7737        9.6120        0.0019
W2               1      -2.2393      0.7390        9.1831        0.0024
W5               1      -0.8768      1.6887        0.2696        0.6036
```

Lampiran 7. Lanjutan.

```
            The SAS System        14:15 Thursday, June 17, 2013   5

                      The LOGISTIC Procedure
                      Model Fit Statistics
                                           Intercept
                            Intercept            and
            Criterion            Only     Covariates
            AIC                63.915         42.663
            SC                 68.581         51.995
            -2 Log L           57.915         30.663

             Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
     Test                 Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
     Likelihood Ratio        27.2525        3         <.0001
     Score                   15.9816        3         0.0011
     Wald                    11.3694        3         0.0099

             Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                   Standard          Wald
Parameter       DF     Estimate       Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1      1       1.7838      0.6699        7.0896        0.0078
Intercept 2      1       5.0756      1.4346       12.5183        0.0004
Intercept 3      1       8.5602      2.7424        9.7436        0.0018
W3               1       2.4295      0.7585       10.2600        0.0014
W2               1      -2.2059      0.7489        8.6755        0.0032
W6               1     -12.4678     14.5775        0.7315        0.3924
```

Lampiran 8. Output Nilai *Log-Likelihood. Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(3)}$ langkah (3) metode $PCLR_{(S)}$.

- *Backward*

The SAS System 14:26 Thursday, June 17, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	54.256
SC	68.581	62.032
-2 Log L	57.915	44.256

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	13.6595	2	0.0011
Score	10.9618	2	0.0042
Wald	10.2566	2	0.0059

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.2985	0.5230	6.1644	0.0130
Intercept 2	1	3.3574	0.8507	15.5781	<.0001
Intercept 3	1	4.8838	1.2511	15.2380	<.0001
W2	1	-1.2891	0.4481	8.2759	0.0040
W1	1	-0.5717	0.2848	4.0312	0.0447

Lampiran 8. Lanjutan.

The SAS System 14:28 Thursday, June 17, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	50.416
SC	68.581	58.193
-2 Log L	57.915	40.416

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	17.4994	2	0.0002
Score	13.0807	2	0.0014
Wald	9.0139	2	0.0110

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.9449	0.7160	7.3797	0.0066
Intercept 2	1	4.0541	1.0843	13.9796	0.0002
Intercept 3	1	5.4622	1.4414	14.3613	0.0002
W3	1	1.8707	0.6556	8.1432	0.0043
W1	1	-0.9742	0.4033	5.8348	0.0157

Lampiran 8. Lanjutan.

The SAS System 14:30 Thursday, June 17, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	41.492
SC	68.581	49.269
-2 Log L	57.915	31.492

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	26.4233	2	<.0001
Score	15.6801	2	0.0004
Wald	11.6797	2	0.0029

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.8626	0.6729	7.6621	0.0056
Intercept 2	1	5.0482	1.3975	13.0479	0.0003
Intercept 3	1	8.0033	2.3889	11.2235	0.0008
W3	1	2.3285	0.7390	9.9293	0.0016
W2	1	-2.2517	0.7184	9.8235	0.0017

Lampiran 8. Lanjutan.

- *Forward*

The SAS System 14:40 Thursday, June 17, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	14.340
SC	68.581	25.228
-2 Log L	57.915	0.340

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	57.5750	4	<.0001
Score	20.0893	4	0.0005
Wald	2.1024	4	0.7169

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	-21.6840	15.4437	1.9714	0.1603
Intercept 2	1	-39.0507	51.8426	0.5674	0.4513
Intercept 3	1	-64.7091	45.5595	2.0173	0.1555
W3	1	-21.8832	15.2065	2.0709	0.1501
W2	1	20.5281	14.4201	2.0266	0.1546
W1	1	9.0366	6.7503	1.7921	0.1807
W4	1	9.6802	9.3611	1.0693	0.3011

Deviance and Pearson Goodness-of-Fit Statistics

Criterion	Value	DF	Value/DF	Pr > ChiSq
Deviance	0.3402	98	0.0035	1.0000
Pearson	0.1730	98	0.0018	1.0000

Lampiran 8. lanjutan.

The SAS System 14:42 Thursday, June 17, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	22.635
SC	68.581	33.522
-2 Log L	57.915	8.635

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	49.2803	4	<.0001
Score	19.8870	4	0.0005
Wald	1.8005	4	0.7724

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	29.1263	30.9244	0.8871	0.3463
Intercept 2	1	53.2364	57.8283	0.8475	0.3573
Intercept 3	1	94.0735	4985.9	0.0004	0.9849
W3	1	30.8219	33.9458	0.8244	0.3639
W2	1	-26.8494	28.1726	0.9083	0.3406
W1	1	-12.9938	14.6240	0.7895	0.3743
W5	1	-1.6097	6.2694	0.0659	0.7974

Lampiran 8. Lanjutan.

```
                The SAS System       14:44 Thursday, June 17, 2013

                        The LOGISTIC Procedure
                        Model Fit Statistics
                                               Intercept
                             Intercept              and
               Criterion          Only       Covariates
               AIC              63.915           17.108
               SC               68.581           27.996
               -2 Log L         57.915            3.108

                Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
     Test                 Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
     Likelihood Ratio        54.8068        4         <.0001
     Score                   20.1628        4         0.0005
     Wald                     1.7923        4         0.7739

               Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                     Standard          Wald
Parameter       DF     Estimate         Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1      1      28.4556       24.8223        1.3142        0.2516
Intercept 2      1      45.7719       38.1198        1.4418        0.2299
Intercept 3      1      78.5674       65.3772        1.4442        0.2295
W3               1      30.5636       26.0883        1.3725        0.2414
W2               1     -23.1574       19.7225        1.3787        0.2403
W1               1     -11.4545        9.4065        1.4828        0.2233
W6               1       -186.9         180.5        1.0717        0.3006
```

Lampiran 9. Output Nilai *Log-Likelihood. Likelihood Ratio Test* dan $P_j^{(4)}$ langkah (4) metode $PCLR_{(S)}$.

- *Backward*

The SAS System 07:43 Thursday, June 18, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	53.616
SC	68.581	62.948
-2 Log L	57.915	41.616

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	16.2995	3	0.0010
Score	11.1897	3	0.0107
Wald	10.6407	3	0.0138

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.5848	0.6108	6.7322	0.0095
Intercept 2	1	3.9385	1.0238	14.7991	0.0001
Intercept 3	1	5.7923	1.5598	13.7897	0.0002
W2	1	-1.6649	0.5575	8.9175	0.0028
W1	1	-0.6979	0.3136	4.9524	0.0261
W4	1	-1.0857	0.6487	2.8011	0.0942

Lampiran 9. Lanjutan.

The SAS System 07:46 Thursday, June 18, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	51.128
SC	68.581	60.461
-2 Log L	57.915	39.128

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	18.7868	3	0.0003
Score	13.3087	3	0.0040
Wald	9.3058	3	0.0255

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	2.1403	0.8273	6.6929	0.0097
Intercept 2	1	4.2686	1.1456	13.8833	0.0002
Intercept 3	1	5.8328	1.5446	14.2603	0.0002
W3	1	2.0088	0.6901	8.4726	0.0036
W1	1	-1.0687	0.4439	5.7969	0.0161
W4	1	-0.7727	0.6829	1.2802	0.2579

Lampiran 9. Lanjutan.

The SAS System 07:46 Thursday, June 18, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	40.514
SC	68.581	49.846
-2 Log L	57.915	28.514

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	29.4016	3	<.0001
Score	15.9081	3	0.0012
Wald	9.3645	3	0.0248

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	2.0921	0.7376	8.0457	0.0046
Intercept 2	1	6.1940	2.0039	9.5537	0.0020
Intercept 3	1	10.2907	3.6444	7.9731	0.0047
W3	1	2.6967	0.8989	9.0006	0.0027
W2	1	-2.9694	1.0929	7.3824	0.0066
W4	1	-1.2783	0.8151	2.4594	0.1168

Lampiran 9. Lanjutan.

The SAS System 07:49 Thursday, June 18, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	20.710
SC	68.581	30.042
-2 Log L	57.915	8.710

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	49.2051	3	<.0001
Score	19.8613	3	0.0002
Wald	1.9232	3	0.5885

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	23.8824	17.9139	1.7774	0.1825
Intercept 2	1	42.8968	31.1034	1.9021	0.1678
Intercept 3	1	79.2556	4818.4	0.0003	0.9869
W3	1	24.7473	18.2357	1.8417	0.1748
W2	1	-21.9145	15.9170	1.8956	0.1686
W1	1	-10.3627	7.7408	1.7922	0.1807

Lampiran 9. Lanjutan.

- *Forward*

```
      The SAS System        08:00 Thursday, June 18, 2013   7

                      The LOGISTIC Procedure

                        Model Fit Statistics
                                          Intercept
                          Intercept           and
          Criterion            Only     Covariates
          AIC                63.915         16.223
          SC                 68.581         28.666
          -2 Log L           57.915          0.223

            Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
Test                   Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
Likelihood Ratio          57.6922        5         <.0001
Score                     20.1150        5         0.0012
Wald                       1.8678        5         0.8671

           Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                        Standard          Wald
  Parameter       DF     Estimate        Error    Chi-Square    Pr > ChiSq
  Intercept 3      1      20.9590      15.9914        1.7178        0.1900
  Intercept 2      1      37.8435      28.8575        1.7197        0.1897
  Intercept 1      1      51.2269      40.5785        1.5937        0.2068
  W3               1      20.6562      15.5336        1.7683        0.1836
  W2               1     -17.5363      13.1303        1.7837        0.1817
  W1               1      -9.2164       7.4226        1.5417        0.2144
  W4               1      -8.3039       9.2185        0.8114        0.3677
  W5               1       9.5033      21.0210        0.2044        0.6512
```

Lampiran 9. Lanjutan.

The SAS System 08:01 Thursday, June 18, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	16.331
SC	68.581	28.774
-2 Log L	57.915	0.331

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	57.5841	5	<.0001
Score	20.3907	5	0.0011
Wald	1.9686	5	0.8535

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	21.7020	15.9297	1.8560	0.1731
Intercept 2	1	39.4032	33.1899	1.4095	0.2351
Intercept 3	1	61.9242	46.6275	1.7637	0.1842
W3	1	22.9546	18.5151	1.5371	0.2151
W2	1	-19.0421	15.6036	1.4893	0.2223
W1	1	-9.5528	7.9647	1.4385	0.2304
W4	1	-6.9940	16.5210	0.1792	0.6720
W6	1	-54.3004	324.3	0.0280	0.8670

Langkah 10. Pembentukan Komponen PLS pertama (t_1).

The SAS System 07:58 Thursday, June 22, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	65.874
SC	68.581	72.095
-2 Log L	57.915	57.874

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	0.0414	1	0.8388
Score	0.0379	1	0.8457
Wald	0.0458	1	0.8305

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	0.9094	0.3739	5.9146	0.0150
Intercept 2	1	2.3625	0.6025	15.3773	<.0001
Intercept 3	1	3.5280	1.0143	12.0982	0.0005
Z1	1	-0.0791	0.3696	0.0458	0.8305

Langkah 10. Lanjutan.

The SAS System 07:59 Thursday, June 22, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	53.333
SC	68.581	59.554
-2 Log L	57.915	45.333

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	12.5827	1	0.0004
Score	10.0903	1	0.0015
Wald	8.0816	1	0.0045

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.4708	0.5428	7.3412	0.0067
Intercept 2	1	3.3597	0.8541	15.4721	<.0001
Intercept 3	1	4.6474	1.2054	14.8655	0.0001
Z2	1	1.7871	0.6286	8.0816	0.0045

Lampiran 10. Lanjutan.

```
                    The SAS System       08:00 Thursday, June 22, 2013

                         The LOGISTIC Procedure
                          Model Fit Statistics

                                       Intercept
                      Intercept            and
          Criterion          Only     Covariates

                              AIC              63.915          65.820
                              SC               68.581          72.042
                              -2 Log L         57.915          57.820

                Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
       Test                   Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
       Likelihood Ratio           0.0948        1         0.7582
       Score                      0.0937        1         0.7595
       Wald                       0.0941        1         0.7591

             Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                         Standard          Wald
  Parameter      DF     Estimate         Error     Chi-Square    Pr > ChiSq
  Intercept 1     1       0.9227        0.3754         6.0412        0.0140
  Intercept 2     1       2.3745        0.6053        15.3910        <.0001
  Intercept 3     1       3.5316        1.0148        12.1106        0.0005
  Z3              1       0.1167        0.3804         0.0941        0.7591
```

Lampiran 10. Lanjutan.

```
             The SAS System       08:01 Thursday, June 22, 2013

                   The LOGISTIC Procedure
                    Model Fit Statistics
                                  Intercept
                     Intercept          and
       Criterion          Only   Covariates
       AIC              63.915       63.057
       SC               68.581       69.278
       -2 Log L         57.915       55.057

            Testing Global Null Hypothesis: BETA=0
     Test                 Chi-Square       DF     Pr > ChiSq
     Likelihood Ratio         2.8587        1         0.0909
     Score                    2.6943        1         0.1007
     Wald                     2.4468        1         0.1178

          Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                     Standard          Wald
Parameter      DF     Estimate        Error     Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1     1       1.0005       0.4085         5.9975        0.0143
Intercept 2     1       2.5275       0.6333        15.9299        <.0001
Intercept 3     1       3.7176       1.0356        12.8863        0.0003
Z4              1       0.6907       0.4416         2.4468        0.1178
```

Lampiran 10. Lanjutan.

The SAS System 08:02 Thursday, June 22, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	49.850
SC	68.581	56.072
-2 Log L	57.915	41.850

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	16.0648	1	<.0001
Score	12.8252	1	0.0003
Wald	9.8329	1	0.0017

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.5699	0.6062	6.7072	0.0096
Intercept 2	1	3.6395	0.9202	15.6420	<.0001
Intercept 3	1	5.0476	1.2849	15.4331	<.0001
Z5	1	2.0284	0.6469	9.8329	0.0017

Lampiran 10. Lanjutan.

The SAS System 08:03 Thursday, June 22, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	62.175
SC	68.581	68.396
-2 Log L	57.915	54.175

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	3.7402	1	0.0531
Score	3.9830	1	0.0460
Wald	3.1051	1	0.0780

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	0.9978	0.4039	6.1010	0.0135
Intercept 2	1	2.5794	0.6464	15.9236	<.0001
Intercept 3	1	3.7750	1.0496	12.9366	0.0003
Z6	1	-0.7121	0.4041	3.1051	0.0780

$$t_1 = \frac{1.7871x_2 + 2.0284x_5}{\sqrt{(1.7871)^2 + (2.0284)^2}}$$
$$= 0.6612x2 + 0.7503x5$$

Lampiran 11. Komponen PLS pertama pada metode PLS-GLR.

t_1
0,315525
1,896824
0,027075
-0,83013
-0,0894
2,244415
-2,49944
1,296563
-0,55448
-0,66551
1,103189
-1,48416
1,021984
0,561338
2,959531
0,626179
0,53775
-1,09854
1,546009
0,53775
-0,37275
-0,03891
-1,33108
2,082013
-0,17611

t_1
-1,14434
-2,13818
-2,7263
0,927583
-0,55448
0,45935
0,959836
-0,44512
-1,71563
-1,23834

Lampiran 12. Pembentukan Komponen PLS kedua (t_2).

The SAS System 17:55 Thursday, June 25, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.4487	0.5717	6.4202	0.0113
Intercept 2	1	3.6697	0.9528	14.8351	0.0001
Intercept 3	1	5.2697	1.3398	15.4694	<.0001
t1	1	-1.5554	0.4765	10.6561	0.0011
z1	1	-0.6172	0.4541	1.8476	0.1741

The SAS System 18:02 Thursday, June 25, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.5662	0.6053	6.6944	0.0097
Intercept 2	1	3.6359	0.9205	15.6000	<.0001
Intercept 3	1	5.0420	1.2842	15.4157	<.0001
t1	1	-2.5442	1.5904	2.5591	0.1097
z2	1	-1.5491	2.1214	0.5332	0.4653

Lampiran 12. Lanjutan.

The SAS System 18:02 Thursday, June 25, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.6258	0.6045	7.2331	0.0072
Intercept 2	1	3.8794	1.0331	14.1007	0.0002
Intercept 3	1	5.4720	1.3968	15.3472	<.0001
t1	1	-1.8824	0.5618	11.2278	0.0008
z3	1	-1.0027	0.5571	3.2393	0.0719

The SAS System 18:02 Thursday, June 25, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.5498	0.5748	7.2683	0.0070
Intercept 2	1	3.5945	0.9222	15.1927	<.0001
Intercept 3	1	4.9714	1.2722	15.2703	<.0001
t1	1	-1.5390	0.5321	8.3641	0.0038
z4	1	-0.1786	0.5430	0.1082	0.7422

Lampiran 12. Lanjutan.

```
                    The SAS System       18:02 Thursday, June 25, 2013

                        The LOGISTIC Procedure
                         Model Fit Statistics

           Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                       Standard           Wald
Parameter       DF     Estimate           Error     Chi-Square     Pr > ChiSq
Intercept 1      1       1.5662          0.6053         6.6944         0.0097
Intercept 2      1       3.6359          0.9205        15.5999         <.0001
Intercept 3      1       5.0420          1.2842        15.4157         <.0001
t1               1      -0.2014          1.7532         0.0132         0.9086
z5               1       1.7578          2.4073         0.5332         0.4653
```

```
                The SAS System       18:02 Thursday, June 25, 2013

                     The LOGISTIC Procedure
                      Model Fit Statistics

               Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                       Standard           Wald
Parameter       DF     Estimate           Error     Chi-Square     Pr > ChiSq
Intercept 1      1       4.1354          1.5413         7.1992         0.0073
Intercept 2      1       8.5263          2.7821         9.3923         0.0022
Intercept 3      1      13.1785          5.6532         5.4344         0.0197
t1               1      -4.5681          1.6282         7.8716         0.0050
z6               1      -3.7665          1.3712         7.5457         0.0060
```

Lampiran 12. Lanjutan.

Regression Analysis: Z6 versus t1

```
The regression equation is
Z6 = 0.121 t1


Predictor      Coef  SE Coef      T      P
Noconstant
t1           0.1213   0.1245   0.97  0.337

S = 0.986317
```

Ordinal Logistic Regression: Y versus t1, X1.6

```
Link Function: Logit

Logistic Regression Table

                                                  Odds      95% CI
Predictor       Coef  SE Coef      Z      P  Ratio  Lower    Upper
Const(1)     4.13545  1.54126   2.68  0.007
Const(2)     8.52641  2.78211   3.06  0.002
Const(3)     13.1794  5.65318   2.33  0.020
t1          -4.11122  1.47888   2.78  0.005  61.02   3.36  1107.45
X1.6        -3.76653  1.37116   2.75  0.006  43.23   2.94   635.25

Log-Likelihood = -10.171
Test that all slopes are zero: G = 37.574, DF = 2, P-Value = 0.000
```

$$t_2 = \frac{-3.766x_{1.6}}{\sqrt{(-3.766)^2}}$$
$$= -1\,x_{1.6}$$

Lampiran 13. Komponen PLS kedua pada metode PLS-GLR.

t_2
0,736611
0,159938
0,929611
0,82567
-0,10018
1,152535
0,851294
0,66016
1,230064
0,012371
0,076891
-0,26257
-0,10871
-0,89359
0,900695
0,149334
0,31449
1,261803
0,104643
-0,23233
-0,82448
0,680675
-1,0708
-0,43598
-0,48818

t_2
0,520661
-1,44193
0,569895
-1,08346
-1,13298
-2,44223
-1,86733
2,239471
0,14555
-0,15002

Lampiran 14. Pembentukan Komponen PLS ketiga (t_3).

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.4433	0.5702	6.4067	0.0114
Intercept 2	1	3.6732	0.9520	14.8862	0.0001
Intercept 3	1	5.2530	1.3304	15.5888	<.0001
t1	1	1.5597	0.4777	10.6623	0.0011
t2	1	0.1263	0.4700	0.0722	0.7882
z1	1	-0.6143	0.4555	1.8187	0.1775

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimate

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.5637	0.6047	6.6860	0.0097
Intercept 2	1	3.6427	0.9228	15.5825	<.0001
Intercept 3	1	5.0374	1.2808	15.4687	<.0001
t1	1	2.5218	1.6162	2.4348	0.1187
t2	1	0.1187	0.4726	0.0631	0.8017
z2	1	-1.5097	2.1683	0.4848	0.4863

Lampiran 14. Lanjutan.

The SAS System 13:07 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.6340	0.6074	7.2372	0.0071
Intercept 2	1	3.8985	1.0400	14.0519	0.0002
Intercept 3	1	5.4712	1.3938	15.4098	<.0001
t1	1	1.9022	0.5703	11.1254	0.0009
t2	1	0.1622	0.4340	0.1396	0.7087
z3	1	-1.0045	0.5545	3.2812	0.0701

The SAS System 13:08 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	1.5460	0.5694	7.3730	0.0066
Intercept 2	1	3.6078	0.9295	15.0644	0.0001
Intercept 3	1	4.9694	1.2687	15.3413	<.0001
t1	1	1.5773	0.5514	8.1836	0.0042
t2	1	0.1943	0.4531	0.1839	0.6680
z4	1	-0.2399	0.5657	0.1798	0.6716

Lampiran 14. Lanjutan.

```
                  The SAS System        13:10 Thursday, July 3, 2013

                         The LOGISTIC Procedure
                          Model Fit Statistics

         Analysis of Maximum Likelihood Estimates

                                    Standard          Wald
Parameter      DF     Estimate       Error      Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1     1       1.5637      0.6047          6.6860        0.0097
Intercept 2     1       3.6427      0.9228         15.5825        <.0001
Intercept 3     1       5.0374      1.2808         15.4687        <.0001
t1              1       0.2387      1.7970          0.0176        0.8943
t2              1       0.1187      0.4726          0.0631        0.8017
z5              1       1.7130      2.4605          0.4847        0.4863
```

```
            The SAS System        13:11 Thursday, July 3, 2013

                       The LOGISTIC Procedure
                        Model Fit Statistics

         Analysis of Maximum Likelihood Estimates
                                    Standard          Wald
Parameter      DF     Estimate       Error      Chi-Square    Pr > ChiSq
Intercept 1     1       5.0034      2.0349          6.0457        0.0139
Intercept 2     1       9.7460      3.5742          7.4353        0.0064
Intercept 3     1      15.0799      8.1150          3.4532        0.0631
t1              1       5.3648      2.1298          6.3451        0.0118
t2              1       0.6183      0.5431          1.2960        0.2550
z6              1      -4.3750      1.7939          5.9476        0.0147
```

Lampiran 14. Lanjutan.

Regression Analysis: Z6 versus t1 , t2

```
The regression equation is
Z6 = 0.120 t1 - 0.102 t2



Predictor      Coef  SE Coef      T      P
Noconstant
t1           0.1204   0.1257   0.96  0.345
t2          -0.1017   0.1762  -0.58  0.568

S = 0.996130
```

Ordinal Logistic Regression: Y1 versus t2, X2.6

```
Link Function: Logit
Logistic Regression Table

                                                    Odds     95% CI
Predictor        Coef   SE Coef       Z       P  Ratio  Lower  Upper
Const(1)     1.06830  0.428830   2.49  0.013
Const(2)     2.77456  0.692295   4.01  0.000
Const(3)     4.00451   1.08343   3.70  0.000
t2         0.0858849  0.367116   0.23  0.815   1.09   0.53   2.24
x2.6        -1.02442  0.443038  -2.31  0.021   0.36   0.15   0.86


Log-Likelihood = -25.587
Test that all slopes are zero: G = 6.742, DF = 2, P-Value = 0.034
```

$$t_3 = \frac{-1.0244x_{2.6}}{\sqrt{(-1.0244)^2}}$$
$$= -1\ x_{2.6}$$

Lampiran 15. Komponen PLS ketiga pada metode PLS-GLR.

t_3
-0,95367
0,902451
-0,06666
0,836842
0,916474
0,152334
0,611544
1,293653
0,443279
1,225625
0,211744
-0,21654
0,027232
-0,17208
-0,64291
0,609609
0,131601
0,130831
1,561657
-0,02464
-0,33774
-0,78348
0,541948
-0,68537
-0,70715

t_3
-0,59016
0,42911
-1,47654
1,000273
-1,25576
-1,01626
-2,39452
-2,03133
2,108548
0,220042

Lampiran 16. Pembentukan Komponen PLS keempat (t_4).

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	10.2890	6.7509	2.3229	0.1275
Intercept 2	1	21.3044	13.2895	2.5699	0.1089
Intercept 3	1	38.8655	109.0	0.1271	0.7214
t1	1	11.6914	7.7332	2.2857	0.1306
t2	1	0.7821	0.7533	1.0778	0.2992
t3	1	9.9049	6.2607	2.5030	0.1136
z1	1	-4.0551	2.8050	2.0900	0.1483

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	23.5244	16.9963	1.9157	0.1663
Intercept 2	1	40.3491	29.1657	1.9139	0.1665
Intercept 3	1	56.9427	40.9450	1.9341	0.1643
t1	1	51.6084	40.0838	1.6577	0.1979
t2	1	-0.2186	6.3229	0.0012	0.9724
t3	1	20.6880	14.5801	2.0133	0.1559
z2	1	-43.9306	41.3531	1.1285	0.2881

Lampiran 16. Lanjutan.

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

				Standard	Wald
Parameter	DF	Estimate	Error	Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	7.2567	3.6121	4.0360	0.0445
Intercept 2	1	13.8118	6.8205	4.1008	0.0429
Intercept 3	1	21.8615	22.9057	0.9109	0.3399
t1	1	7.7040	3.9287	3.8452	0.0499
t2	1	0.8252	0.6538	1.5931	0.2069
t3	1	5.7500	3.1010	3.4382	0.0637
z3	1	-1.9157	1.1758	2.6547	0.1032

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

			Standard	Wald	
Parameter	DF	Estimate	Error	Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	9.5126	5.0604	3.5337	0.0601
Intercept 2	1	15.6969	7.7500	4.1023	0.0428
Intercept 3	1	26.9153	48.5348	0.3075	0.5792
t1	1	7.1384	3.8144	3.5023	0.0613
t2	1	0.3218	0.6377	0.2547	0.6138
t3	1	8.4632	4.4347	3.6421	0.0563
z4	1	3.1445	2.2041	2.0353	0.1537

Lampiran 16. Lanjutan.

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	23.5244	16.9962	1.9157	0.1663
Intercept 2	1	40.3490	29.1657	1.9139	0.1665
Intercept 3	1	56.9430	40.9452	1.9341	0.1643
t1	1	-14.8325	26.8714	0.3047	0.5810
t2	1	-0.2186	6.3230	0.0012	0.9724
t3	1	20.6880	14.5802	2.0133	0.1559
z5	1	49.8507	46.9251	1.1286	0.2881

The SAS System 13:09 Thursday, July 3, 2013

The LOGISTIC Procedure
Model Fit Statistics

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	19.8315	13.9536	2.0200	0.1552
Intercept 2	1	33.9459	22.4382	2.2888	0.1303
Intercept 3	1	48.3240	34.1603	2.0012	0.1572
t1	1	-9266.3	5709.8	2.6338	0.1046
t2	1	0.5183	3.9422	0.0173	0.8954
t3	1	86227.4	53103.8	2.6366	0.1044
z6	1	86210.0	53095.6	2.6363	0.1044

Lampiran 16. Lanjutan.

The SAS System 21:34 Thursday, July 14, 2013

The LOGISTIC Procedure

Model Fit Statistics

Criterion	Intercept Only	Intercept and Covariates
AIC	63.915	30.910
SC	68.581	40.242
-2 Log L	57.915	18.910

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	39.0052	3	<.0001
Score	19.2357	3	0.0002
Wald	6.3836	3	0.0944

Analysis of Maximum Likelihood Estimates

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept 1	1	5.0051	2.0359	6.0440	0.0140
Intercept 2	1	9.7490	3.5762	7.4313	0.0064
Intercept 3	1	15.0850	8.1219	3.4497	0.0633
t1	1	4.8953	1.9499	6.3030	0.0121
t2	1	0.6184	0.5432	1.2960	0.2549
t3	1	4.3767	1.7950	5.9450	0.0148

Deviance and Pearson Goodness-of-Fit Statistics

Criterion	Value	DF	Value/DF	Pr > ChiSq
Deviance	18.9101	99	0.1910	1.0000
Pearson	18.2845	99	0.1847	1.0000

Lampiran 17. Nilai PCP metode $PCLR_{(S)}$ dan metode PLS-GLR

- Metode $PCLR_{(S)}$

Classification

Observed	Predicted				
	1	2	3	4	Percent Correct
1	1	0	0	0	100.0%
2	0	2	0	0	100.0%
3	0	0	7	0	100.0%
4	0	0	0	25	100.0%
Overall Percentage	2.9%	5.7%	20.0%	71.4%	100.0%

- Metode PLS-GLR

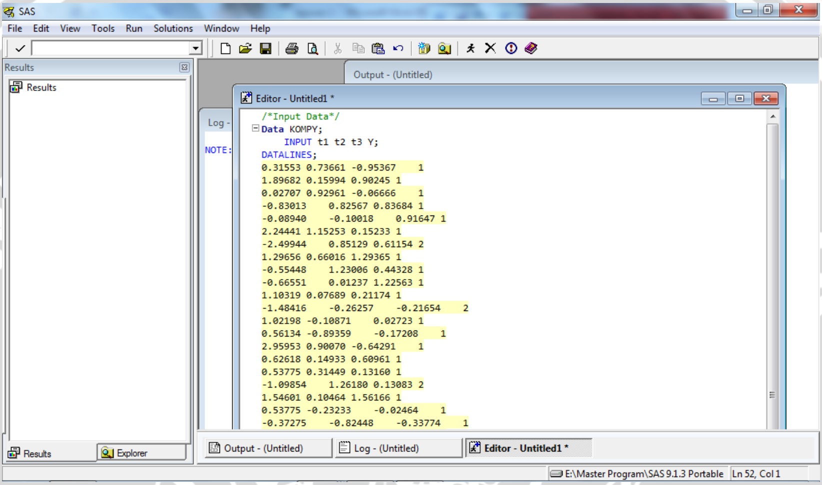
Classification

Observed	Predicted				
	1	2	3	4	Percent Correct
1	1	0	0	0	100.0%
2	0	2	0	0	100.0%
3	0	0	7	0	100.0%
4	0	0	0	25	100.0%
Overall Percentage	2.9%	5.7%	20.0%	71.4%	100.0%

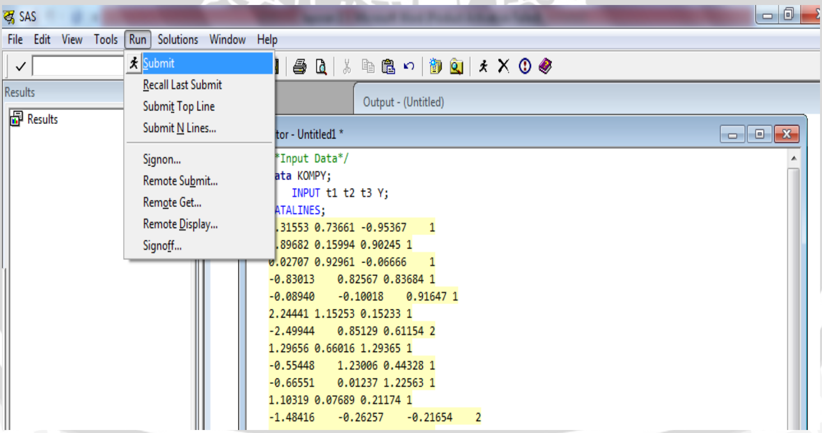
Lampiran 18. Proses Regresi Logistik Ordinal dengan menggunakan software SAS 9.13

- Prosedur

  Langkah awal yang harus dilakukan adalah memasukkan *syntac* ke Editor pada software SAS 9.13.

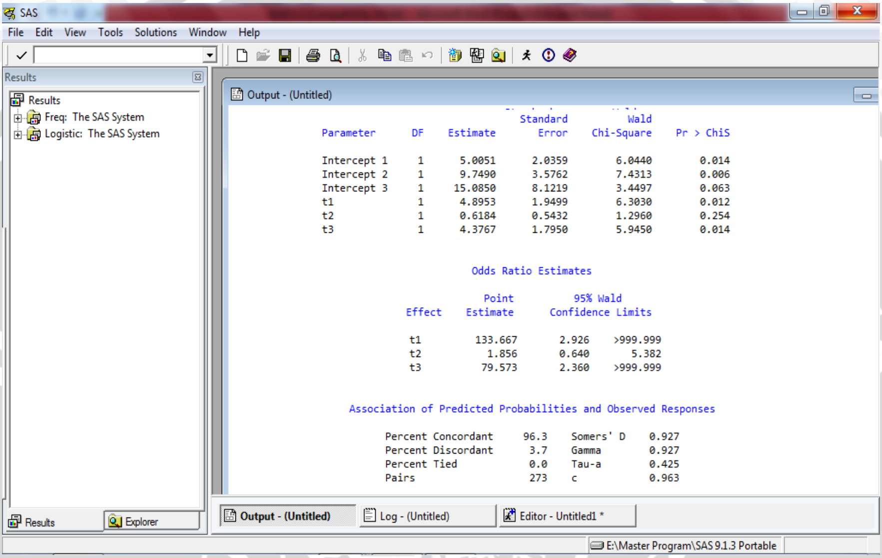


Langkah selanjutnya adalah running program dengan cara klik run > submit



Lampiran 18. Lanjutan.

Selanjutnya pada output diperoleh hasil regresi logistik ordinal sebagai berikut:



Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiS
Intercept 1	1	5.0051	2.0359	6.0440	0.014
Intercept 2	1	9.7490	3.5762	7.4313	0.006
Intercept 3	1	15.0850	8.1219	3.4497	0.063
t1	1	4.8953	1.9499	6.3030	0.012
t2	1	0.6184	0.5432	1.2960	0.254
t3	1	4.3767	1.7950	5.9450	0.014

Odds Ratio Estimates

Effect	Point Estimate	95% Wald Confidence Limits	
t1	133.667	2.926	>999.999
t2	1.856	0.640	5.382
t3	79.573	2.360	>999.999

Association of Predicted Probabilities and Observed Responses

Percent Concordant	96.3	Somers' D	0.927
Percent Discordant	3.7	Gamma	0.927
Percent Tied	0.0	Tau-a	0.425
Pairs	273	c	0.963