

## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Multikolinieritas

Pada analisis regresi dengan peubah prediktor lebih dari satu harus memenuhi asumsi bahwa diantara peubah prediktor tidak boleh terdapat multikolinieritas, sehingga perlu dilakukan pendeteksian awal untuk mengetahui apakah diantara peubah prediktor terdapat multikolinieritas atau tidak. Pendeteksian adanya multikolinieritas dapat dilakukan dengan melihat VIF. Nilai VIF dari data dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.1 Nilai *Variance Inflation Factor* data.

	Peubah						
	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>
Nilai VIF	11.1	2.5	4.1	13.4	4.6	3.1	2.8

Dari data tersebut terdapat dua peubah prediktor yang memiliki nilai VIF lebih besar dari 10, yaitu peubah X<sub>1</sub> dan X<sub>4</sub>. Nilai VIF tersebut dapat menjelaskan bahwa pada data terdapat multikolinieritas.

### 4.2 *Principal Component Logistic Regression Stepwise* (PCLR<sub>(s)</sub>)

#### 4.2.1 Analisis Komponen Utama (AKU)

Peubah prediktor pada data dalam penelitian ini memiliki satuan yang berbeda, untuk itu peubah prediktor perlu dibakukan terlebih dahulu. Hasil pembakuan peubah prediktor dapat dilihat pada Lampiran. Untuk proses selanjutnya, matriks masukan yang digunakan berupa matriks ragam peragam.

Diketahui bahwa pada data terdapat multikolinieritas, maka peubah ditransformasi dengan ragam maksimum menjadi peubah komponen utama dengan skor komponen utama yang dapat dilihat pada lampiran sedangkan konstanta transformasi 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 Analisis Komponen Utama

Peubah	$W_1$	$W_2$	$W_3$	$W_4$	$W_5$	$W_6$	$W_7$
$X_1$	0.6801	-0.0067	0.1885	0.0640	-0.0289	0.0382	0.7039
$X_2$	-0.0504	-0.6318	0.2384	0.1155	0.2906	-0.6658	0.0164
$X_3$	0.1933	-0.1296	-0.5439	-0.6120	0.5226	0.0363	0.0328
$X_4$	0.6850	-0.0015	-0.1578	0.0560	0.0202	-0.0071	-0.7088
$X_5$	-0.0477	-0.6688	0.0062	0.2174	0.0648	0.7061	-0.0173
$X_6$	0.1024	-0.3678	-0.3021	-0.3131	-0.7974	-0.1697	-0.0166
$X_7$	-0.1249	-0.0360	0.7039	-0.6779	-0.0342	0.1628	-0.0168

Tabel 4.3 Nilai eigen, keragaman dan total keragaman AKU

Peubah	$W_1$	$W_2$	$W_3$	$W_4$	$W_5$	$W_6$	$W_7$
Nilai eigen	2.0173	1.6874	1.1052	0.8861	0.8674	0.391	0.0456
Keragaman	0.288	0.241	0.158	0.127	0.124	0.056	0.007
Total keragaman	0.288	0.529	0.687	0.814	0.938	0.993	1

Dari Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa nilai eigen peubah komponen utama  $W_1$ ,  $W_2$  dan  $W_3$  lebih besar dari satu, sedangkan total keragamannya sebesar 68.7%. Untuk total keragaman yang dapat dijelaskan oleh peubah komponen utama pertama, kedua dan ketiga adalah 81.4% (lebih dari 75%) dari total keragaman data asli.

#### 4.1.2 Pengujian Parameter dari Peubah Komponen Utama Secara Parsial

Pengujian pendugaan parameter regresi logistik secara parsial digunakan untuk memeriksa apakah koefisien regresi dari masing-masing peubah prediktor ( peubah komponen utama) secara individu dalam model berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon.

Pengujian secara parsial dilakukan dengan uji Wald yang dilandasi pada hipotesis:

$$H_0 : \beta_j = 0 \quad \text{vs} \quad H_1 : \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 7$$

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

Tabel 4.4. Pengujian koefisien regresi logistik secara parsial

Peubah preditor	Koefisien	Z	p-value
$W_1$	0.502	2.480	0.016
$W_2$	1.045	3.230	0.001
$W_3$	0.636	2.060	0.023
$W_4$	0.194	0.650	0.468
$W_5$	0.964	2.370	0.027
$W_6$	0.018	0.040	0.896
$W_7$	0.141	0.040	0.873

Berdasarkan uji Wald dapat dilihat bahwa peubah  $W_1$   $W_2$   $W_3$  dan  $W_5$  yang berpengaruh *significant* terhadap peubah respon.

#### 4.1.3 Analisis *Principal Component Logistic Regression Stepwise* (PCLR<sub>(S)</sub>)

Langkah awal dari PCLR<sub>(S)</sub> adalah mentransformasikan nilai peubah preditor asli menjadi peubah komponen utama kemudian dipilih peubah komponen utama mana yang akan masuk di dalam model dengan menggunakan metode *stepwise*.

Metode *stepwise* dimulai dengan menentukan nilai  $P_E$  yang akan digunakan untuk menyeleksi apakah peubah preditor tersebut masuk dalam model dan menentukan nilai  $P_R$  yang akan digunakan untuk menyeleksi apakah peubah preditor tersebut keluar dari model. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) nilai  $P_E$  yang direkomendasikan adalah 0.15 dan nilai  $P_R$  yang direkomendasikan adalah 0.20. Pemilihan nilai taraf nyata pada selang 0.15 sampai 0.20 lebih direkomendasikan, karena menggunakan taraf pada selang ini akan memberikan jaminan dengan metode *stepwise* akan didapatkan peubah-peubah yang memiliki nilai koefisien regresi berbeda dengan nol.

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

- Langkah (0) dimulai dengan menghitung nilai log-likelihood model dengan intersep dan model dengan  $W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6$  dan  $W_7$ . Nilai *Log-likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(0)}$ ) dari langkah (0) dapat dilihat dalam tabel 4.5.

Tabel 4.5 Nilai *Log-likelihood*, *Likelihood Ratio Test* dan ( $P_j^{(0)}$ ) langkah (0)

Peubah	<i>log-likelihood</i>	G	$P_j^{(0)}$
C	-45.326		
C, $W_1$	-39.883	6.620	0.010
C, $W_2$	-28.358	29.671	0.000
C, $W_3$	-39.967	6.454	0.011
C, $W_4$	-42.200	1.986	0.159
C, $W_5$	-42.884	0.619	0.431
C, $W_6$	-42.769	0.849	0.357
C, $W_7$	-43.050	0.286	0.593

Dari langkah (0) ini dipilih calon peubah prediktor yang akan dimasukkan pada langkah (1). Peubah yang diilih adalah peubah dengan nilai  $P_j^{(0)}$  terkecil yaitu peubah  $W_2$  dan karena nilai  $P_j^{(0)}$  tersebut  $< P_E$  (0.15) maka proses dilanjutkan ke lagkah (1).

- Langkah (1)

Dimulai dengan menghitung nilai log-likelihood dari model yang mengandung intersep dan  $W_2$ , serta intersep,  $W_2$  dengan  $W_1$ ,  $W_3$ ,  $W_4$ ,  $W_5$ ,  $W_6$  dan  $W_7$ . Dari nilai *log-likelihood* yang diperoleh, digunakan untuk menghitung nilai *likelihood ratio test* (nilai nisbah kemungkinan) dan selanjutnya diperoleh nilai *Probability LR stat* ( $P_j^{(1)}$ ). Hasil dari langkah (1) dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Nilai *log-likelihood*, *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(1)}$ ) langkah (1).

Peubah	<i>log-likelihood</i>	G	$P_j^{(1)}$
C, $W_2$	-28.358		
C, $W_2W_1$	-24.519	4.856	0.028
C, $W_2W_3$	-24.479	4.932	0.026
C, $W_2W_4$	-25.724	1.305	0.253
C, $W_2W_5$	-26.697	8.92	0.003
C, $W_2W_6$	-27.474	0.004	0.949
C, $W_2W_7$	-28.29	0.445	0.999

Pada langkah (1) dapat dilihat bahwa nilai  $P_j^{(1)}$  dimiliki oleh peubah  $W_5$  maka peubah ini merupakan peubah yang akan masuk dalam model. Dapat dilihat bahwa nilai  $P_j^{(1)} < P_E (0.15)$  maka proses dilanjutkan pada langkah (2).

- Langkah (2)

Dimulai dengan proses *backward*, yaitu dengan cara memilih peubah yang akan dibuang dari model dan selanjutnya masuk ke tahap *forward* untuk memilih peubah yang layak masuk ke dalam model. Nilai Log-likelihood, *Likelihood Ratio Test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(2)}$ ) dari langkah (2) pada proses *backward* dapat dilihat pada tabel 4.7.

Nilai Log-likelihood, *Likelihood Ratio Test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(2)}$ ) dari langkah (2) pada proses *forward* dapat dilihat pada tabel 4.8.

Tabel 4.7 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(2)}$ ) langkah (2) pada proses *backward*.

	Peubah yang dibuang	Peubah dalam model	<i>log - likelihood</i>	G	$P_j^{(2)}$
<i>Backward</i>		C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub>	-26.697		
	W <sub>2</sub>	C, W <sub>5</sub>	-42.884	10.268	0.001
	<b>W<sub>5</sub></b>	<b>C, W<sub>2</sub></b>	<b>-28.358</b>	<b>8.92</b>	<b>0.012</b>

Tabel 4.8 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(2)}$ ) langkah (2) pada proses *forward*.

	Peubah	<i>log - likelihood</i>	G	$P_j^{(2)}$
<i>Forward</i>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub>	-26.697		
	<b>C, W<sub>2</sub>, W<sub>5</sub>, W<sub>1</sub></b>	<b>-19.534</b>	<b>11.312</b>	<b>0.009</b>
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>3</sub>	-19.304	5.162	0.046
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>4</sub>	-24.939	0.060	0.808
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>6</sub>	-26.102	0.744	0.392
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>7</sub>	-26.400	0.528	0.436

Pada langkah 2 dapat dilihat bahwa pada langkah *backward* tidak ada peubah yang di buang karena nilai  $P_j^{(2)}$  terbesar lebih kecil dari  $P_R$  (0.20). sedangkan pada proses *forward* terlihat bahwa model yang memiliki nilai  $P_j^{(2)}$  terkecil adalah model degan variabel W<sub>1</sub> (0.009), karena nilai  $P_j^{(2)}$  tersebut kurang dari  $P_E$  (0.15) maka proses dilanjutkan pada langkah (3).

- Langkah (3)

Seperti halnya pada langkah (2), langkah (3) dimulai dengan *backward* dan dilanjutkan dengan *forward*.

Tabel 4.9 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(3)}$ ) langkah (3) pada proses *Backward*

	Peubah yang dibuang	Peubah dalam model	<i>log-likelihood</i>	G	$P_j^{(3)}$
<i>Backward</i>		C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub>	-19.534		
	W <sub>2</sub>	C, W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub>	-39.535	15.648	0.000
	W <sub>5</sub>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>1</sub>	-24.519	13.168	0.000
	W <sub>1</sub>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub>	<b>-26.697</b>	<b>13.312</b>	<b>0.008</b>

Tabel 4.10 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(3)}$ ) langkah (3) pada proses *forward*.

	Peubah	<i>Log-likelihood</i>	G	$P_j^{(3)}$
<i>Forward</i>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub>	-19.534		
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>3</sub>	-13.434	1.987	0.383
	<b>C, W<sub>2</sub>, W<sub>5</sub>, W<sub>1</sub>, W<sub>4</sub></b>	<b>-17.432</b>	<b>12.100</b>	<b>0.002</b>
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>6</sub>	-19.388	2.058	0.358
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>7</sub>	-18.503	0.326	0.423

Pada langkah 3 dapat dilihat bahwa pada langkah *backward* tidak ada peubah yang di buang karena nilai  $P_j^{(3)}$  terbesar lebih kecil dari  $P_R$  (0.20). sedangkan pada langkah *forward* terlihat bahwa model yang memiliki nilai  $P_j^{(3)}$  terkecil adalah model dengan variabel W<sub>4</sub> (0.002), karena nilai  $P_j^{(3)}$  tersebut kurang dari  $P_E$  (0.15) maka proses dilanjutkan pada langkah (4).

- Langkah 4  
Langkah 4 dimulai dengan *backward* dan *forward*.

Tabel 4.12 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(4)}$ ) langkah (4) pada proses *Forward*

	Peubah yang dibuang	Peubah dalam model	<i>Log-likelihood</i>	G	$P_j^{(4)}$
<i>Backward</i>		C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>4</sub>	-17.432		
	W <sub>2</sub>	C, W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>4</sub>	-37.404	28.626	0.000
	W <sub>5</sub>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>4</sub>	-20.082	15.588	0.000
	W <sub>1</sub>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>4</sub>	-24.939	13.172	0.001
	W <sub>4</sub>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub>	<b>-19.534</b>	<b>12.1</b>	<b>0.002</b>

Tabel 4.12 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *Probability LR stat* ( $P_j^{(4)}$ ) langkah (4) pada proses *Forward*

	Peubah	<i>Log-likelihood</i>	G	$P_j^{(4)}$
<i>Forward</i>	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>4</sub>	-17.432		
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>4</sub> , W <sub>3</sub>	-13.357	0.084	0.728
	C, W <sub>2</sub> , W <sub>5</sub> , W <sub>1</sub> , W <sub>4</sub> , W <sub>6</sub>	-17.426	1.874	0.808
	<b>C, W<sub>2</sub>, W<sub>5</sub>, W<sub>1</sub>, W<sub>4</sub>, W<sub>7</sub></b>	<b>-15.733</b>	<b>1.543</b>	<b>0.423</b>

Pada langkah *backward* tidak ada peubah yang keluar atau dibuang dari model, karena nilai terbesar pada langkah *backward* lebih kecil dari  $P_R$  (0.20). Pada langkah *forward* peubah W<sub>7</sub> menjadi calon peubah yang akan masuk dalam model karena memiliki nilai terkecil (0.423), akan tetapi nilai tersebut lebih besar dari  $P_E$  (0.15), sehingga W<sub>7</sub> tidak layak untuk masuk ke dalam model dan proses berhenti.

Dari metode PCLR(s), peubah komponen utama yang layak masuk ke dalam model adalah peubah W<sub>1</sub>, W<sub>2</sub>, W<sub>4</sub> dan W<sub>5</sub>. Ke empat peubah komponen utama tersebut akan digunakan sebagai peubah prediktor untuk mendapatkan model regresi logistik dengan metode PCLR(s).

Model regresi logistik yang diperoleh adalah sebagai berikut :

$$\pi_i = \frac{\exp(4.5161 + 4.441W_1 - 4.117W_2 + 1.127W_4 - 2.084W_5)}{1 + \exp(4.5161 + 4.441W_1 - 4.117W_2 + 1.127W_4 - 2.084W_5)}$$

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

H<sub>0</sub> : model sesuai                      vs                      H<sub>1</sub> : model tidak sesuai

Tabel 4.13 Hasil uji kesesuaian model PCLR<sub>(s)</sub>.

Metode	$X^2_{hitung}$	<i>P-value</i>	Keputusan
<i>Pearson</i>	38.1951	0.996	Terima H <sub>0</sub>
<i>Deviance</i>	34.8635	0.999	Terima H <sub>0</sub>

Dari hasil uji kesesuaian model yang disajikan pada Tabel 4.10 dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik dengan peubah prediktor W<sub>1</sub>, W<sub>2</sub>, W<sub>4</sub> dan W<sub>5</sub> layak digunakan.

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

$$W_1 = 0.6801X_1 - 0.0504X_2 + 0.1933X_3 + 0.6850X_4 - 0.0477X_5 + 0.1024X_6 - 0.1249X_7$$

$$W_2 = -0.0067X_1 - 0.6318X_2 - 0.1296X_3 - 0.0015X_4 - 0.6688X_5 - 0.3678X_6 - 0.0360X_7$$

$$W_4 = 0.0640X_1 - 0.1155X_2 - 6120X_3 + 0.0560X_4 + 0.2174X_5 - 0.3131X_6 - 0.6779X_7$$

$$W_5 = -0.0289X_1 + 0.2906X_2 + 0.5226X_3 + 0.0202X_4 - 0.0648X_5 - 0.7974X_6 - 0.0342X_7$$

Maka model yang dibentuk adalah :

$$\pi_i = \frac{\exp(4,516 + 2.838X_1 - 4.114X_2 + 1.727X_3 + 2.824X_4 - 4.216X_5 + 1.779X_6 - 2.138X_7)}{1 + \exp(4,516 + 2.838X_1 - 4.114X_2 + 1.727X_3 + 2.824X_4 - 4.216X_5 + 1.779X_6 - 2.138X_7)}$$

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

Metode lain yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinieritas yaitu dengan metode *Partial Least Square Generalized Linier Regression* (PLS-GLR) Metode PLS-GLR dapat digunakan untuk memprediksi peubah respon dari sekelompok besar peubah prediktor. Dalam penerapannya metode PLS-GLR hampir sama dengan metode PCLR<sub>(S)</sub>, perbedaannya adalah PCLR<sub>(S)</sub> melakukan transformasi peubah prediktor asli ke peubah komponen utama, kemudian melakukan pemilihan komponen utama berdasarkan metode *stepwise* sedangkan PLS-GLR melakukan transformasi komponen PLS ke peubah aslinya.

Langkah awal dalam metode PLS-GLR ini adalah pembentukan komponen PLS pertama  $t_1$  dengan cara:

- Menghitung koefisien regresi logistik  $a_{ij}$  dari  $x_j$  dengan menggunakan regresi logistik dari  $y$  terhadap  $x_j$  secara parsial. Sehingga didapatkan koefisien regresi dan tingkat signifikansi ditunjukkan pada tabel 4.11

Tabel 4.14 Koefisien Regresi logistik dan Tingkat Signifikansi Data

Peubah	Koefisien regresi logistik	Z	p-value
X <sub>1</sub>	0.730	1.030	0.034
X <sub>2</sub>	1.523	2.810	0.000
X <sub>3</sub>	0.394	1.330	0.162
X <sub>4</sub>	1.745	1.600	0.184
X <sub>5</sub>	2.069	3.090	0.000
X <sub>6</sub>	4.682	3.370	0.000
X <sub>7</sub>	-0.921	-2.670	0.002

- Setelah di dapat koefisien regresi logistik maka dapat dihitung komponen PLS pertama dengan melibatkan koefisien regresi logistik antara peubah X dengan Y yng signifikan.

Dari tabel 4.14 dapat dilihat bahwa nilai yang signifikan pada taraf nyata 0.05 adalah  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_5$ ,  $X_6$ , dan  $X_7$ . Maka komponen PLS pertama yang dibentuk adalah :

$$t_1 = \frac{0.7300x_1 + 1.5228x_2 + 2.0689x_5 + 4.6818x_6 - 0.9211x_7}{\sqrt{(0.7300)^2 + (1.5228)^2 + (2.0689)^2 + (4.6818)^2 + (-0.9211)^2}}$$

$$= 0.1331x_1 + 0.2777x_2 + 0.3773x_5 + 0.3779x_6 - 0.16802x_7$$

Setelah  $t_1$  didapat maka komponen PLS pertama dapat di bentuk dengan cara memasukkan peubah ke dalam persamaan  $t_1$  yang sudah di bentuk. Maka komponen PLS pertama dapat dilihat pada lampiran.

- Langkah selanjutnya adalah pementukan komponen kedua. Sebelumnya dilakukan pengujian regresi logistik secara parsial antara semua peubah X dan  $t_1$  terhadap Y.

Tabel 4.15 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *p-value*

Peubah	<i>log-likelihood</i>	G	<i>p-value</i>
$t_1$ dan $X_1$	-38.577	10.250	0.030
$t_1$ dan $X_2$	14.085	4.320	0.034
$t_1$ dan $X_3$	-13.962	0.060	0.808
$t_1$ dan $X_4$	-14.083	0.860	0.243
$t_1$ dan $X_5$	-14.110	0.520	0.436
$t_1$ dan $X_6$	-13.234	0.720	0.708
$t_1$ dan $X_7$	-13.183	0.880	0.342

Dari tabel 4.15 dapat dilihat bahwa peubah yang signifikan adalah  $X_1$  dan  $X_2$ , sehingga perlu dibentuk komponen PLS kedua ( $t_2$ ).

- Komponen PLS kedua dibentuk dari hasil residual regresi linier komponen pertama dengan peubah yang masih signifikan. Maka  $t_2$  dibentuk dari regresi  $t_1$  dengan  $X_1$  dan  $t_1$  dengan  $X_2$ . Residual dinamakan  $X_{1.1}$  dan  $X_{1.2}$ . kemudian  $t_2$  diperoleh dari regresi logistik parsial antara  $X_{1.1}$  dengan  $Y$  dan  $X_{1.2}$  dengan  $Y$ , sehingga di peroleh sebagai berikut:

Tabel 4.16 Koefisien regresi logistik antara  $X$  dengan  $Y$  untuk membentuk  $t_2$

Peubah	Koefisien
$X_{1.1}$	0.118
$X_{1.2}$	0.252

Dari tabel 4.16 maka perhitungan  $t_2$  adalah sebagai berikut:

$$t_2 = \frac{0.118X_{1.1} + 0.252X_{1.2}}{\sqrt{(0.118)^2 + (0.252)^2}}$$

$$t_2 = 0.4212X_{1.1} + 0.9069X_{1.2}$$

kombinasi linier antara  $t_1$ ,  $X_{1.1}$  dan  $X_{1.2}$  adalah sebagai berikut:

$$X_1 = 0.143t_1 + X_{1.1}$$

$$X_2 = 0.421t_1 + X_{1.2}$$

$$t_1 = 0.1331x_1 + 0.2777x_2 + 0.3773x_5 + 0.3779x_6 - 0.16802x_7$$

Sehingga diperoleh  $t_2$  sebagai berikut:

$$t_2 = 0.364x_1 - 0.843x_2 - 0.166x_5 - 0.3772x_6 + 0.0074x_7$$

Setelah  $t_2$  didapat maka komponen PLS kedua dapat dibentuk dengan cara memasukkan peubah ke dalam persamaan  $t_2$ . Maka komponen PLS kedua dapat dilihat pada lampiran.

- Langkah selanjutnya adalah pembentukan komponen ketiga. Sebelumnya dilakukan pengujian regresi logistik secara parsial antara semua peubah  $t_1$ ,  $t_2$  dan semua peubah X terhadap Y.

Tabel 4.17 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *p-value*

Peubah	<i>log-likelihood</i>	G	<i>p-value</i>
$t_1 t_2 X_1$	14.057	5.987	0.095
$t_1 t_2 X_2$	-13.938	0.528	0.701
$t_1 t_2 X_3$	-16.035	11.058	0.001
$t_1 t_2 X_4$	-13.884	7.462	0.032
$t_1 t_2 X_5$	-14.049	0.428	0.808
$t_1 t_2 X_6$	-13.167	1.562	0.406
$t_1 t_2 X_7$	-14.167	1.428	0.650

Dari tabel 4.17 dapat dilihat bahwa peubah yang signifikan yaitu  $X_3$  dan  $X_4$ . Sehingga perlu dibentuk komponen ketiga ( $k_3$ ). Komponen  $k_3$  terbentuk dari hasil residual regresi  $t_1$  dan  $t_2$  dengan peubah yang masih signifikan. Maka  $t_3$  dibentuk dari residual regresi  $t_1$  dan  $t_2$  dengan  $X_3$  (residual dinamakan  $X_{2,3}$ ), residual regresi  $t_1$  dan  $t_2$  dengan  $X_4$  (residual dinamakan  $X_{2,4}$ ), Kemudian komponen  $t_3$  diperoleh dari regresi logistik parsial parsial antara  $X_{2,3}$  dan  $X_{2,4}$  dengan Y, sehingga diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.18 Koefisien regresi logistik antara X dengan Y untuk membentuk  $t_3$

Peubah	Koefisien
$X_{2,3}$	0.2145
$X_{2,4}$	0.5037

$$t_3 = \frac{0.2145X_{2,3} + 0.5037X_{2,4}}{\sqrt{(0.2145)^2 + (0.5037)^2}}$$

$$= 0.3918X_{2,3} + 0.92X_{2,4}$$

Kombinasi linier  $t_1$ ,  $t_2$ , dengan  $X_{2,3}$  dan  $X_{2,4}$  adalah sebagai berikut:

$$X_3 = 0.174t_1 + 0.09t_2 + X_{2,3}$$

$$X_4 = 0.62t_1 + 0.724t_2 + X_{2,4}$$

$$t_1 = 0.1331x_1 + 0.2777x_2 + 0.3773x_5 + 0.3779x_6 - 0.16802x_7$$

$$t_2 = 0.364x_1 - 0.843x_2 - 0.166x_5 - 0.3772x_6 + 0.0074x_7$$

sehingga di peroleh komponen  $t_3$  adalah sebagaiberikut :

$$t_3 = -0.333x_1 + 0.408x_2 + 0.3918x_3 + 0.92x_4 - 0.125x_5 - 0.282x_6 + 0.102x_7$$

Setelah  $t_2$  didapat maka komponen PLS kedua dapat di bentuk dengan cara memasukkan peubah ke dalam persamaan  $t_2$ .Maka komponen PLS kedua dapat dilihat pada lampiran.

- Langkah selanjutnya adalah pembentukan komponen keempat. Sebelumnya dilakukan pengujian regresi logistik secara parsial antara semua peubah  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$  dan  $X_i$  terhadap  $Y$ .

Tabel 4.19 Nilai *log-likelihood* , *likelihood ratio test* dan *p-value*

Peubah	<i>log-likelihood</i>	G	<i>p-value</i>
$t_1 t_2 t_3 X_1$	-13.797	1.887	0.428
$t_1 t_2 t_3 X_2$	-13.797	2.438	0.164
$t_1 t_2 t_3 X_3$	-14.002	1.345	0.401
$t_1 t_2 t_3 X_4$	-13.797	1.250	0.558
$t_1 t_2 t_3 X_5$	-14.002	0.421	0.409
$t_1 t_2 t_3 X_6$	-13.964	2.311	0.158
$t_1 t_2 t_3 X_7$	-13.099	1.750	0.558

Dari Tabel 4.19 dapat dilihat bahwa keseluruhan peubah tidak signifikan, sehingga komponen ke empat ( $k_4$ ) tidak perlu dibentuk. Hasil akhir analisis regresi PLS hanya melibatkan tiga komponen saja.

Model yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\pi_i = \frac{\exp(4.629 + 7.529t_1 + 0.536t_2 + 0.185t_3)}{1 + \exp(4.629 + 7.529t_1 + 0.536t_2 + 0.185t_3)}$$

Setelah diperoleh model regresi logistik, selanjutnya adalah melakukan uji kesesuaian model melalui uji *Pearson* dan *Deviance* yang dapat dilihat pada tabel 4.18 dengan hipotesis:

$H_0$  : model sesuai      vs       $H_1$  : model tidak sesuai

Tabel 4.20 Hasil uji kesesuaian model PLS-GLR

Metode	$\chi^2_{hitung}$	<i>P-value</i>	Keputusan
<i>Pearson</i>	33.8241	1.000	Terima $H_0$
<i>Deviance</i>	28.0055	0.902	Terima $H_0$

Dari hasil uji kesesuaian model yang disajikan pada Tabel 4.18 dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik dengan peubah prediktor komponen PLS pertama ( $t_1$ ) dan komponen PLS kedua ( $t_2$ ) 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 :

$$\pi_i = \frac{\exp(4,657 + 1.135X_1 - 1.715X_2 + 0.072X_3 + 0.1702X_4 + 2.719X_5 + 6.175X_6 - 1.243X_7)}{1 + \exp(4,657 + 1.135X_1 - 1.715X_2 + 0.072X_3 + 0.1702X_4 + 2.719X_5 + 6.175X_6 - 1.243X_7)}$$

#### 4.4 Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan penerapan kedua metode (PCLR<sub>(s)</sub> dan PLS-GLR) pada data perlu dilakukan indikator pembandingan keakuratan model yaitu *Percent Correct Predictions* (PCP), hasil analisis secara lengkap disajikan pada Tabel 4.19

Tabel 4.21 Nilai *Percent Correct Predictions* (PCP).

Metode	Nilai PCP
PCLR <sub>(s)</sub>	92.7%
PLS-GLR	46.3%

Pemilihan model terbaik dapat dilihat dari *Percent Correct Predictions* (PCP) yang disajikan pada Tabel 4.19. Ternyata besarnya PCP dari metode PCLR<sub>(s)</sub> lebih besar dibandingkan dengan metode PLS-GLR, hal ini berarti model yang terbentuk dari metode PCLR<sub>(s)</sub> mampu mengklasifikasikan secara tepat 92.7% data dari peubah prediktor atau dapat juga dikatakan bahwa kemampuan pengklasifikasian metode PCLR<sub>(s)</sub> 46.4% lebih bagus dibandingkan dengan metode PCMR yang mampu mengklasifikasikan secara tepat hanya sebesar 46.3%. Sehingga pada data ini lebih disarankan menggunakan metode PCLR<sub>(s)</sub> dalam memodelkan persamaan regresi logistik.

Selain dapat dilihat dari nilai PCP pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dari nilai AIC dan BIC yang dapat dilihat pada tabel 4.20.

Tabel 4.22 Nilai AIC dan BIC dari metode PCLR<sub>(s)</sub> dan PLS-GLR

Kriteria	PCLR <sub>(s)</sub>	PLS-GLR
AIC	<b>18.384</b>	4124.276
BIC	<b>18.147</b>	4118.684

Dari Tabel 4.20 dapat dilihat bahwa nilai AIC dan BIC dari metode PCLR<sub>(s)</sub> lebih kecil dibandingkan dengan metode PLS-GLR. Hal tersebut berarti model yang diperoleh dari metode PCLR<sub>(s)</sub> lebih baik dibandingkan model yang diperoleh dari metode PLS-GLR.

Dari dua 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 karena menggunakan komponen utama. Bila dilihat dari nilai PCP pada kasus data ini metode PCLR(s) lebih unggul sebesar 46.3% dibanding PLS-GLR. Nilai PCP yang didapat dari dua metode tersebut sangat jauh selisihnya.

Dalam prosesnya metode PCLR(s) memang lebih panjang, untuk itu dalam 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 dibanding metode PLS-GLR. Secara tersurat prinsip dari kedua metode ini sama-sama untuk mengatasi multikolinieritas.

Model regresi logistik yang terbentuk dari metode PCLR(s) adalah sebagai berikut:

$$\pi_i = \frac{\exp(4.5161 + 4.441W_1 - 4.117W_2 + 1.127W_4 - 2.084W_5)}{1 + \exp(4.5161 + 4.441W_1 - 4.117W_2 + 1.127W_4 - 2.084W_5)}$$

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

$$\pi_i = \frac{\exp(4.516 + 2.838X_1 - 4.114X_2 + 1.727X_3 + 2.824X_4 - 4.216X_5 + 1.779X_6 - 2.138X_7)}{1 + \exp(4.516 + 2.838X_1 - 4.114X_2 + 1.727X_3 + 2.824X_4 - 4.216X_5 + 1.779X_6 - 2.138X_7)}$$

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

Tabel 4.23 Nilai odds ratio model regresi logistik.

Peubah	Nilai odds rasio
$X_1$	1.231
$X_2$	9.123
$X_3$	9.221
$X_4$	0.453
$X_5$	1.643
$X_6$	0.432
$X_7$	0.893

Interpretasi dari model logistik yang telah dibentuk adalah:

Pada peubah  $X_1$  diperoleh nilai odds rasio sebesar 1.231, mengindikasikan bahwa untuk setiap bertambahnya satu perbandingan antara angsuran dengan penghasilan akan meningkatkan kemungkinan seseorang di terima permohonan kreditnya sebesar 1.231 kali. Nilai odd rasio sebesar 9.123 pada peubah  $X_2$  mengindikasikan bahwa untuk setiap berkurang omset penjualan sebesar 1 juta rupiah maka kemungkinan pengajuan kredit untuk diterima menurun sebesar 9.123 kali. Jika perbandingan antara aktiva lancar dan hutang lancar menurun maka akan menurunkan kemungkinan sebesar 9.221 kali untuk diterima pengajuan kreditnya, dapat dilihat dari nilai odd rasio pada peubah  $X_3$ . Nilai odd rasio pada peubah  $X_4$  sebesar 0.457, dapat diartikan bahwa setiap bertambah nilai perbandingan biaya hidup dan laba maksimal akan meningkatkan kemungkinan sebesar 0.457 kali untuk diterima pengajuan kreditnya. Pada peubah  $X_5$  dengan nilai odd rasio sebesar 1.643, maka pengajuan kredit usaha kemungkinan untuk disetujui menurun 1.643 kali jika setiap nilai dari objek yang dibiayai oleh debitor rata - rata menurun . Peubah  $X_6$ , nilai odd rasio yang didapat sebesar 0.432, maka kemungkinan disetujui pengajuan kreditnya meningkat sebesar 0.432 kali setiap setiap usaha yang dijalankan bertambah satu tahun lama usahanya . Pada peubah  $X_7$  didapatkan nilai odds rasio sebesar 0.893, maka pengajuan kredit yang diajukan kemungkinan di setujui akan menurun sebesar 0.893 kali setiap berkurang satu orang dalam anggota keluarga.

## BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah :

1. Pada data dengan sebagian peubah prediktor mengandung multikolinieritas metode yang tepat untuk mendapatkan model terbaik adalah *Principal Component Logistic Regression Stepwise* (PCLR<sub>(S)</sub>) dengan menggunakan indikator pembanding keakuratan model yaitu AIC, BIC dan PCP. Nilai AIC dan BIC dari metode PCLR<sub>(S)</sub> lebih kecil dibandingkan dengan nilai AIC dan BIC dari metode PLS-GLR, disamping itu nilai PCP dari metode PCLR<sub>(S)</sub> lebih besar dibandingkan dengan nilai PCP dari metode PLS-GLR, berarti dalam kasus data ini model yang dihasilkan dari metode PCLR<sub>(S)</sub> lebih baik dibanding model dari metode PLS-GLR.
2. Pada metode PCLR<sub>(S)</sub> peubah komponen utama yang menjadi peubah prediktor dalam model adalah peubah  $W_1$ ,  $W_2$ ,  $W_4$  dan  $W_5$ . Secara parsial peubah komponen utama yang berada dalam model tersebut berpengaruh signifikan terhadap peubah respon. Peubah komponen utama tersebut merupakan kombinasi linier dari peubah asal, berarti secara bersama-sama peubah asal berpengaruh signifikan terhadap peubah respon. Model regresi logistik setelah dilakukan transformasi adalah sebagai berikut:

$$\pi_i = \frac{\exp(4,516 + 2.838X_1 - 4.114X_2 + 1.727X_3 + 2.824X_4 - 4.216X_5 + 1.779X_6 - 2.138X_7)}{1 + \exp(4,516 + 2.838X_1 - 4.114X_2 + 1.727X_3 + 2.824X_4 - 4.216X_5 + 1.779X_6 - 2.138X_7)}$$

Dari model yang didapat pada data pengajuan Kredit Usaha Mikro didapatkan kesimpulan bahwa dengan peningkatan *Dept Service Ratio*, *Current Ratio*, Biaya hidup dan lama usaha maka pengajuan kredit yang diajukan oleh debitur kemungkinan di setujui akan meningkat, sedangkan semakin turun nilai omzet penjualan, nilai agunan kredit dan jumlah tanggungan keluarga maka akan menurunkan peluang penerimaan kredit usaha mikro yang diajukan oleh debitur.

## 5.2 Saran

1. Apabila peneliti ingin mengatasi multikolinieritas lebih baik menggunakan  $PCLR_{(S)}$ . Model yang didapatkan dengan metode  $PCLR_{(S)}$  lebih bagus daripada PLS-GLR, namun penerapannya tetap diserahkan kepada peneliti.
2. Untuk selanjutnya dapat dilakukan analisis yang sama dengan peubah respon bersifat politomus , baik politomus ordinal maupun politomus nominal.

