



**PENENTUAN PERINGKAT *DEFAULT* DEBITUR DALAM VaR  
(*Value at Risk*) DENGAN REGRESI BINER LOGISTIK  
(Studi di PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero), Tbk  
Unit Gajah Mada Cabang Jember)**

**SKRIPSI**

Asal :	Had ah	Klasifikasi 222.1 Ker f e
Perma g: 24 SEP 2007	Pemboran	
Induk :		
Per Katalog :		

Diajukan Guna Melengkapi Tugas Akhir dan Memenuhi Salah Satu Syarat Untuk  
Menyelesaikan Program Studi (S1) dan Mencapai Gelar Sarjana Sains  
Pada Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember

Oleh :

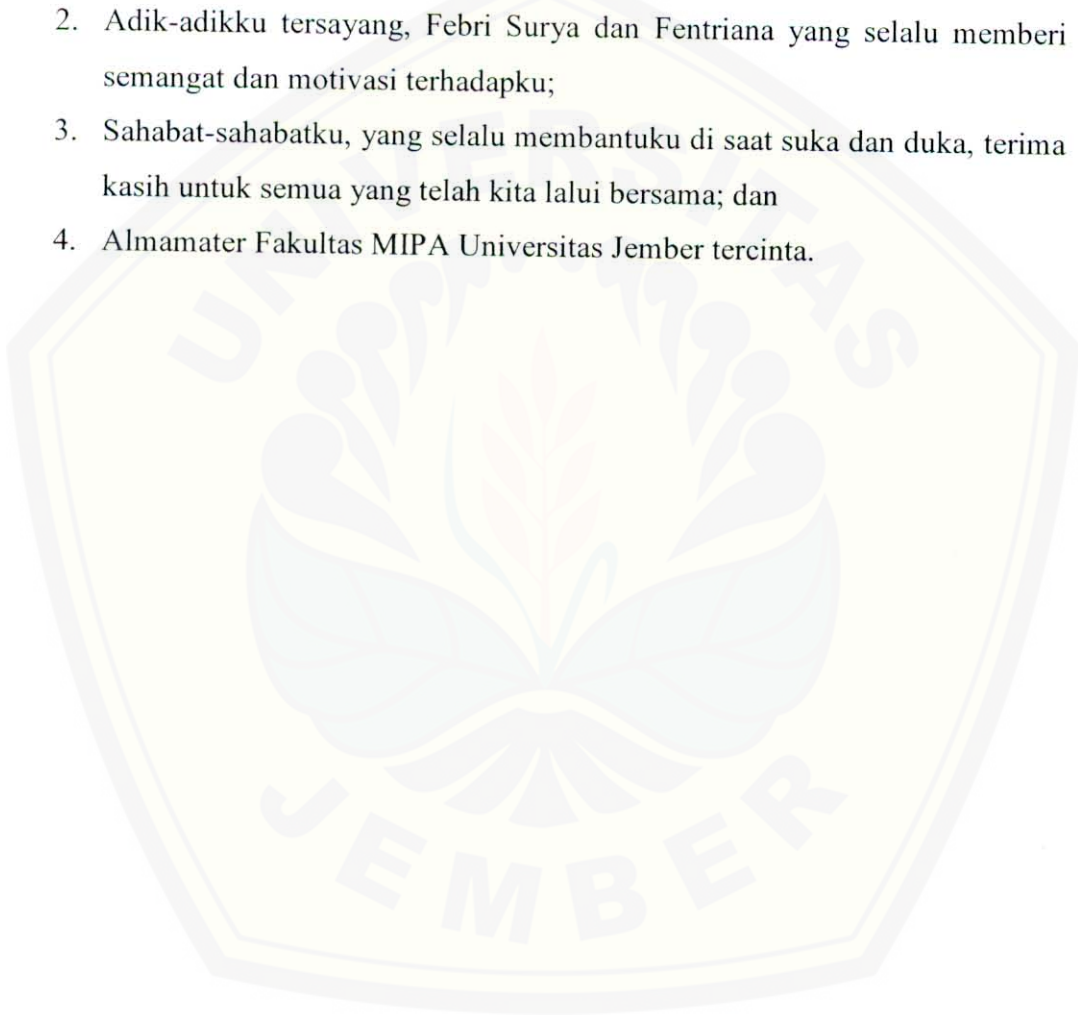
**FRIDA MURTINASARI  
NIM 031810101118**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS JEMBER  
2007**

## PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Ibunda Siti Rofingatin dan ayahanda Juli Moerdjianto tercinta, yang telah mendoakan dan memberikan kasih sayang serta pengorbanan selama ini;
2. Adik-adikku tersayang, Febri Surya dan Fentriana yang selalu memberi semangat dan motivasi kepadaku;
3. Sahabat-sahabatku, yang selalu membantuku di saat suka dan duka, terima kasih untuk semua yang telah kita lalui bersama; dan
4. Almamater Fakultas MIPA Universitas Jember tercinta.



## MOTTO

“Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan.

Maka bila kamu telah selesai (dari sesuatu urusan),  
kerjakanlah dengan sungguh-sungguh (urusan) yang lain.”

*(Terjemahan Surat Alam Nasyrah Ayat 6-7)*

”Ilmu adalah senjata, sabar adalah pakaian, yakin adalah kekuatan, kejujuran adalah penolong, taat adalah kecintaan dan sholat adalah kebahagiaan.”

*(Suri Tauladan Rasulullah SAW)*

”Hidup adalah perjuangan dan pengabdian,  
maka maknailah setiap detailnya agar syukur padaNya akan terasa ada.

Karena Allah Maha Pemberi Segalanya bagi hambaNya  
yang memohon dan bermunajat.”

*(Murtinasari)*

**PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Frida Murtinasari

NIM : 031810101118

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi yang berjudul *Penentuan Peringkat Default Debitur Dalam VaR Dengan Regresi Biner Logistik* adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali jika disebutkan sumbernya dan belum pernah diajukan pada institusi mana pun, serta bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa adanya tekanan dan paksaan dari pihak mana pun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Juli 2007

Yang menyatakan,



Frida Murtinasari

NIM. 031810101118

PEMBIMBINGAN

SKRIPSI

**PENENTUAN PERINGKAT *DEFAULT* DEBITUR DALAM  
VaR (*Value at Risk*) DENGAN REGRESI BINER LOGISTIK**

Oleh:

**FRIDA MURTINASARI**

**NIM 031810101118**

**Pembimbing:**

**Dosen Pembimbing Utama : Drs. Budi Lestari, PGD. Sc., M.Si.**

**Dosen Pembimbing Anggota : Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si.**

PENGESAHAN

Skripsi berjudul *Penentuan Peringkat Default Debitur Dalam VaR Dengan Regresi Biner Logistik* telah diuji dan disahkan oleh Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember pada:

Hari : **RABU**

Tanggal : **19 SEP 2007**

Tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember

Tim Penguji:

Ketua,

(Dosen Pembimbing Utama)



Drs. Budi Lestari, PGD. Sc., M.Si.  
NIP. 131 945 800

Sekretaris,

(Dosen Pembimbing Anggota)



Alfian Futuhu Hadi, S.Si, M.Si.  
NIP. 132 287 621

Anggota I,



Firdaus Ubaidillah, S.Si, M.Si.  
NIP. 132 213 838

Anggota II,



Dian Anggraeni, S.Si.  
NIP. 132 317 482

Mengesahkan

Dekan Fakultas MIPA Universitas Jember



S. Sumadi, M.S.  
NIP. 130 368 784

## PRAKATA

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas segala rahmat dan hidayah-Nya yang telah dilimpahkan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan penyusunan skripsi dengan judul *Penentuan Peringkat Default Debitur Dalam VaR Dengan Regresi Biner Logistik* dengan lancar. Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada nabi besar Muhammad SAW.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang tiada terhingga kepada:

1. Drs. Budi Lestari, PGD.Sc., M.Si., selaku Dosen Pembimbing Utama dan Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing Anggota, yang telah meluangkan waktu, pikiran, serta perhatiannya guna memberikan bimbingan, selama penulisan skripsi ini;
2. Firdaus Ubaidillah, S.Si, M.Si. dan Dian Anggraeni, S.Si., selaku dosen penguji yang telah memberikan kritikan maupun saran dalam penulisan skripsi ini;
3. semua bapak dan ibu dosen yang telah menyalurkan ilmunya;
4. teman-temanku yang telah membantu menyelesaikan skripsi ini: Nugroho, Wibowo, Ajeng, Reny, Dian, warga kost Puri Bidari dan semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah membantu kelancaran penyusunan skripsi ini.
5. teman-teman angkatan 2003.

Penulis mengharapkan semoga skripsi ini dapat bermanfaat dan menjadi sumbangan berharga bagi masyarakat pada umumnya dan rekan-rekan mahasiswa pada khususnya.

Jember, Juli 2007

Penulis

## RINGKASAN

**Penentuan Peringkat Default Debitur Dalam VaR Dengan Regresi Biner Logistik;** Frida Murtinasari; 031810101118; 2007; 46 hlm; Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember.

Kredit merupakan salah satu produk layanan perbankan yang mempertimbangkan prinsip *asset liability management* (ALMA). Sebuah produk kredit dikatakan memiliki risiko yang besar jika *NPL* (*Non Performing Loan*) menunjukkan angka atau persen yang besar. *NPL* terdiri atas kredit-kredit yang bersifat kurang lancar, meragukan dan macet (*default*). *Default* diartikan sebagai kegagalan debitur dalam pembayaran sejumlah pinjaman yang telah diajukan. Semakin besar angka *default* yang ditunjukkan dalam produk kredit akan memperbesar nilai persentase *NPL* sehingga memperbesar risiko kredit. Dengan adanya risiko kredit yang besar, maka sebuah bank dianggap tidak mampu mengawasi kegiatan perbankannya.

Nilai risiko dalam manajemen perbankan yang ditetapkan dalam *Basel Comitte on Banking Supervision 2000* dalam Batuparan (2001), dapat dihitung dengan menggunakan *Value at Risk*. *Value at Risk* dalam kredit perbankan merupakan indikator untuk mengukur penetapan peringkat debitur, pembatasan tenor, pembatasan sektor industri, dan lain-lain. Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan peringkat *default* dalam VaR (*Value at Risk*) pada nasabah atau debitur BRI Unit Gajah Mada dengan menggunakan regresi biner logistik untuk mengetahui seberapa besar tingkatan risiko yang terdapat pada setiap debitur, sehingga pihak bank dapat memberikan putusan kredit yang valid dengan risiko terkecil yang terdapat pada debitur.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data nasabah KUPEDES PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Unit Gajah Mada Cabang Jember pada akhir tahun 2006. Berdasarkan pada data tersebut, diperoleh *probability of default* dari



masing-masing debitur, peringkat *default* debitur dan prediksi VaR kredit yang mungkin diterima oleh BRI Gajah Mada Jember.

Dari *probability of default* debitur, peringkat *default* debitur dan prediksi VaR kredit yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa dalam penentuan peringkat *default* debitur dengan regresi biner logistik, faktor yang paling berpengaruh adalah jenis usaha dagang dan jumlah tanggungan dalam keluarga. Debitur yang memiliki jenis usaha dagang dan memiliki jumlah tanggungan yang relatif banyak juga menempati hampir keseluruhan peringkat sepuluh besar debitur yang gagal dalam pembayaran kredit. Sedangkan nilai risiko kredit (*Value at Risk On Credit*) yang diperoleh dari model adalah sebesar Rp.30.833.873,9 dari kredit yang diputuskan yaitu sebesar Rp.298.580.000. Nilai risiko ini memiliki persentase sebesar 10,32% dari total dana kredit yang diberikan pada debitur. Sehingga dengan adanya ini, pihak bank perlu mengadakan evaluasi lebih lanjut dalam memberikan kredit pada debitur.

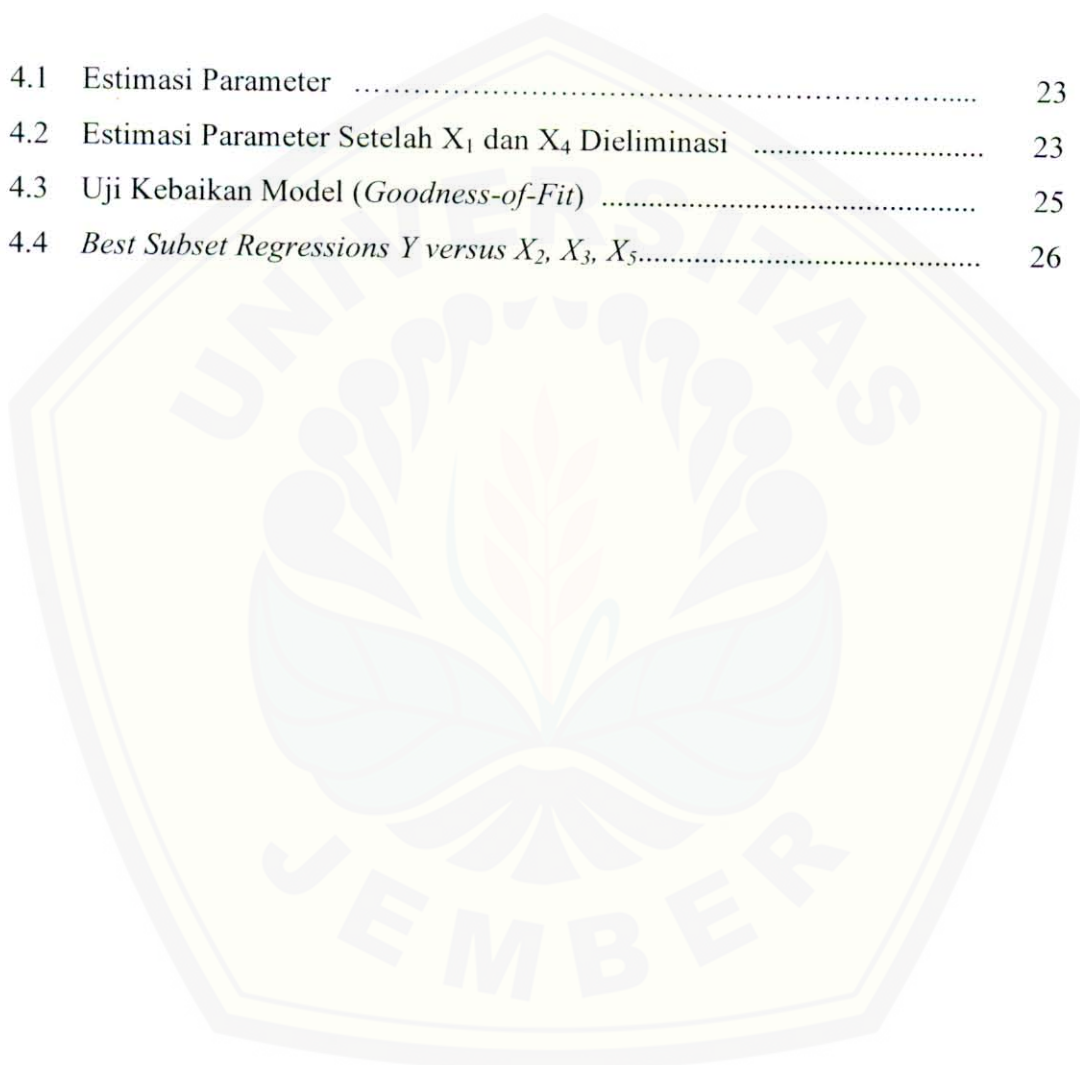
DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	ii
<b>HALAMAN MOTTO</b> .....	iii
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	iv
<b>HALAMAN PEMBIMBINGAN</b> .....	v
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	vi
<b>PRAKATA</b> .....	vii
<b>RINGKASAN</b> .....	viii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	x
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xiv
<b>BAB 1. PENDAHULUAN</b>	
<b>1.1 Latar Belakang</b> .....	1
<b>1.2 Perumusan Masalah</b> .....	2
<b>1.3 Tujuan Penelitian</b> .....	2
<b>1.4 Manfaat Penelitian</b> .....	2
<b>BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA</b>	
<b>2.1 Model Linier</b> .....	4
<b>2.2 Model Linier Tergeneralisir</b> .....	5
2.2.1 Regresi Logistik Sebagai Salah Satu Bentuk Model Linier Tergeneralisir .....	9
2.2.2 Regresi Biner Logistik .....	10
2.2.3 Estimasi Parameter Regresi Biner Logistik .....	11

2.2.4	Inferensi Regresi Biner Logistik .....	13
<b>2.3</b>	$C_p$ Mallows.....	16
<b>2.4</b>	<b>Risiko</b> .....	17
2.4.1	Risiko Kredit .....	17
2.4.2	<i>Value at Risk</i> (VaR) .....	18
<b>BAB 3. METODE PENELITIAN</b>		
<b>3.1</b>	<b>Data Penelitian</b> .....	19
<b>3.2</b>	<b>Identifikasi Variabel</b> .....	19
<b>3.3</b>	<b>Metode Analisis Data</b> .....	20
<b>BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN</b>		
<b>4.1</b>	<b>Hasil Analisis</b> .....	22
4.1.1	Model Regresi Biner Logistik Data Nasabah KUPEDES .....	22
4.1.2	Estimasi Parameter .....	24
4.1.3	Uji Kebaikan Model .....	25
<b>4.2</b>	<b>Probabilitas Kemacetan Kredit Debitur</b> .....	26
<b>4.3</b>	<b>Peringkat <i>Default</i> Debitur</b> .....	27
<b>4.4</b>	<b>Nilai Risiko Kredit (<i>Value at Risk On Credit</i>)</b> .....	27
<b>BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN</b>		
<b>5.1</b>	<b>Kesimpulan</b> .....	29
<b>5.2</b>	<b>Saran</b> .....	30
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....		31
<b>LAMPIRAN</b> .....		32

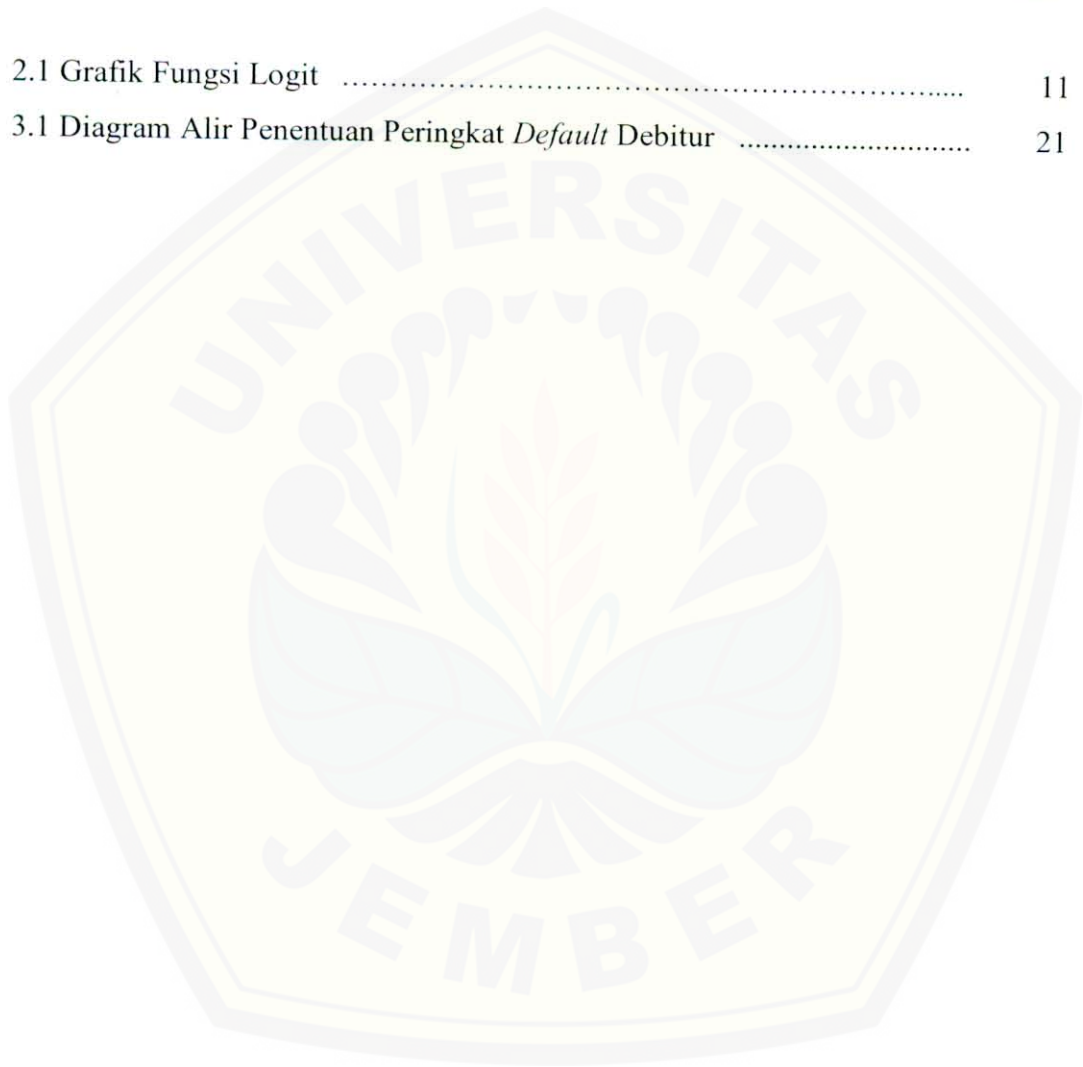
DAFTAR TABEL

	Halaman
4.1 Estimasi Parameter .....	23
4.2 Estimasi Parameter Setelah $X_1$ dan $X_4$ Dieliminasi .....	23
4.3 Uji Kebaikan Model ( <i>Goodness-of-Fit</i> ) .....	25
4.4 <i>Best Subset Regressions Y versus <math>X_2, X_3, X_5</math></i> .....	26



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
2.1 Grafik Fungsi Logit .....	11
3.1 Diagram Alir Penentuan Peringkat <i>Default</i> Debitur .....	21



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
A. Tabel Data Nasabah KUPeDES BRI Gajah Mada Akhir Tahun 2006.....	32
B. Tabel Peringkat <i>Probability of Default</i> Debitur KUPeDES BRI Gajah Mada .....	35
C. Tabel Peringkat <i>Default</i> Debitur Berdasarkan <i>Credit Risk Foundation</i> Nasabah KUPeDES BRI Gajah Mada .....	38
D. Model Regresi Biner Logistik Nasabah KUPeDES BRI Gajah Mada .....	41



## BAB 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Perbankan merupakan salah satu sektor penting yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi di Indonesia. Adanya restrukturisasi perbankan yang dilakukan oleh Bank Indonesia sejak krisis ekonomi pada tahun 1997, membuat pelaku ekonomi perbankan bersaing untuk mempertahankan kredibilitas usaha perbankan yang dimilikinya.

Peluncuran berbagai produk jasa pelayanan perbankan merupakan salah satu strategi yang dilakukan oleh bank-bank di Indonesia sebagai salah satu peningkatan kredibilitas bank tersebut. Produk layanan bank yang ditawarkan pada nasabah merupakan produk layanan yang prospektif dan menguntungkan dengan tidak mengabaikan prinsip *asset liability management (ALMA)*, yaitu menyelaraskan antara profitabilitas dan risiko (Wimboh dan Sarwedi, 2003).

Kredit merupakan salah satu produk layanan perbankan yang mempertimbangkan prinsip *ALMA*. Sebuah produk kredit dikatakan memiliki risiko yang besar jika *NPL (Non Performing Loan)* menunjukkan angka atau persen yang besar. *NPL* terdiri atas kredit-kredit yang bersifat kurang lancar, meragukan dan macet (*default*). *Default* diartikan sebagai kegagalan debitor dalam pembayaran sejumlah pinjaman yang telah diajukan. Semakin besar angka *default* yang ditunjukkan dalam produk kredit akan memperbesar nilai persentase *NPL* sehingga memperbesar risiko kredit. Dengan adanya risiko kredit yang besar, maka sebuah bank dianggap tidak mampu mengawasi kegiatan perbankannya.

BRI Unit Gajah Mada Cabang Jember sebagai salah satu pelaku ekonomi dalam dunia perbankan, berupaya menjaga kredibilitas bank dengan menjadikan kredit sebagai produk unggulan sejak tahun 1973. Salah satu produk kredit di BRI Unit Gajah Mada yaitu Kredit Umum Pedesaan (KUPEDES). Agar BRI Unit Gajah

Mada memiliki kebijakan yang tepat untuk memutuskan sejumlah kredit yang diperlukan oleh nasabah, maka perlu sebuah model untuk memprediksi besarnya risiko yang harus diambil oleh BRI Unit Gajah Mada dalam memberikan dana kredit.

Nilai risiko dalam manajemen perbankan yang ditetapkan dalam *Basel Comitte on Banking Supervision 2000* dalam Batuparan (2001), dapat dihitung dengan menggunakan *Value at Risk*. *Value at Risk* dalam kredit perbankan merupakan indikator untuk mengukur penetapan peringkat debitur, pembatasan tenor, pembatasan sektor industri, dan lain-lain. Penetapan peringkat debitur pada *Value at Risk*, dalam statistika dapat dimodelkan dengan menggunakan regresi biner logistik. Dengan regresi biner logistik dapat diketahui seberapa besar tingkatan risiko yang terdapat pada setiap debitur, sehingga pihak bank dapat memberikan putusan kredit yang valid dengan risiko terkecil yang terdapat pada debitur.

## 1.2 Perumusan Masalah

Bagaimana menentukan peringkat *default* dalam VaR (*Value at Risk*) pada nasabah atau debitur BRI Unit Gajah Mada dengan menggunakan regresi biner logistik.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan peringkat *default* dalam VaR (*Value at Risk*) pada nasabah atau debitur BRI Unit Gajah Mada dengan menggunakan regresi biner logistik.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Sesuai dengan uraian dari tujuan penelitian, maka manfaat dari penelitian ini adalah:

- a. memberikan prediksi besarnya risiko *default* yang diterima oleh bank terkait dengan kredit yang diberikan pada debitur;



- b. memberikan prediksi kemungkinan risiko kredit yang terjadi pada nasabah (apakah kredit tersebut tergolong *NPL* atau tidak);
- c. memberikan informasi pada pihak-pihak terkait mengenai risiko kredit yang nantinya dapat dijadikan pijakan dalam menentukan kebijakan perbankan.





## BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Model Linier

Untuk memperlihatkan keberadaan hubungan sebab akibat, diperlukan suatu metodologi tertentu atau secara empirik ditempuh melalui suatu percobaan terkontrol (Aunuddin, 2005). Dalam percobaan yang melibatkan lebih dari satu peubah, model linier memegang peranan penting yaitu melakukan analisis antar peubah.

Dalam statistika, data yang diperoleh akan dianalisis menggunakan sebuah metode tertentu dengan model linier yang telah disesuaikan dengan persoalan riil. Tirta (2005) menyatakan bahwa pemodelan statistik berkembang mulai dari persoalan yang sederhana dan mudah diselesaikan sampai ke arah yang lebih realistik. Salah satu jenis model statistik yang sering digunakan untuk menyelesaikan persoalan yang sederhana yaitu model linier klasik. Model linier klasik memiliki bentuk umum

$$y_i = f(x_i, \beta_i) + \varepsilon_i, \quad i = 0, 1, 2, \dots$$

dengan asumsi-asumsi, yaitu :

- ada komponen tetap yang disebut prediktor linier  $\eta_i = \sum_{j=0}^p x_{ij} \beta_j$ ;
- respon  $y_i$  berdistribusi normal dan saling independen ;
- $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$  dan  $\varepsilon_i$  independen dengan  $\varepsilon_j$  untuk setiap  $i \neq j$ .

Model linier yang sederhana atau klasik mengasumsikan semua responnya berdistribusi normal, akan tetapi pada kondisi riil tidak semua respon dapat diasumsikan berdistribusi normal. Kondisi seperti ini bisa ditanggulangi dengan mengadakan transformasi logaritma dari respon, namun ada kerancuan penafsiran hasil penelitian karena efek uji dalam skala logaritma dan bukan pada skala aslinya. Sehingga kesimpulan terasa janggal, misalnya ada hubungan positif antara log-

konsentrasi pemupukan dengan log-panen (Tirta, 2005). Oleh karena itu Nelder dan Wedderburn (1972) mengembangkan model linier klasik ini menjadi model linier tergeneralisasi atau yang biasa disebut GLM (*Generalized Linear Model*)

## 2.2 Model Linier Tergeneralisir

Model linier tergeneralisir merupakan generalisasi dari model linier klasik. Pada model linier klasik diasumsikan bahwa respon berasal dari data yang berdistribusi normal, sedangkan kondisi pada kehidupan nyata menunjukkan bahwa tidak selamanya respon berasal dari data berdistribusi normal. Sehingga Nelder dan Weddeburn (1972) mengembangkan model linier tergeneralisir yang mengasumsikan responnya berasal dari distribusi keluarga eksponensial.

Tirta (2005) menyatakan bahwa distribusi keluarga eksponensial merupakan distribusi yang sifatnya lebih umum, dimana distribusi-distribusi yang banyak kita kenal (normal, Gamma, Poisson) termasuk didalamnya dan merupakan bentuk-bentuk khusus dari distribusi keluarga eksponensial.

### a. Distribusi keluarga eksponensial

Suatu peubah acak  $Y$  dengan fungsi probabilitas  $f$  dan parameter  $\theta$  dikatakan menjadi anggota distribusi keluarga eksponensial, jika  $f$  dapat dinyatakan sebagai :

$$f(y; \theta) = s(y)t(\theta)e^{a(y)b(\theta)} \quad (2.1)$$

dengan  $a$ ,  $b$ ,  $s$  dan  $t$  adalah fungsi yang tidak diketahui.

Persamaan (2.1) juga dapat ditulis dalam bentuk

$$f(y; \theta) = \exp[a(y)b(\theta) + c(\theta) + d(y)] \quad (2.2)$$

dengan  $s(y) = \exp(d(y))$ ;  $t(\theta) = \exp(c(\theta))$ . Dalam beberapa kasus, fungsi  $a$ ,  $b$ ,  $c$  dan mungkin  $d$  mengandung parameter lain yang disebut *parameter nuisan*, yang sering dianggap sebagai parameter yang telah diketahui sehingga tidak perlu diestimasi.

Pada saat  $a(y) = y$ , maka persamaan (2.2) menjadi :

$$f(y) = \exp[yb(\theta) + c(\theta) + d(y)] \quad (2.3)$$

sehingga persamaan (2.3) sering disebut sebagai bentuk kanonik dari keluarga eksponensial dan  $b(\theta)$  disebut parameter natural dari distribusinya (Agresti, 1990).

b. Fungsi skor  $[U]$ ,  $E[U]$  dan  $\text{Var}[U]$

Fungsi skor  $[U]$ ,  $E[U]$  dan  $\text{Var}[U]$  digunakan untuk menurunkan mean dan variansi  $Y$ . Dobson (1990) menyatakan bahwa fungsi skor dari  $f(y)$  terhadap  $\theta$  adalah sebagai berikut :

$$U = \frac{dl(y)}{d\theta}, \quad \text{dengan } l(y) = \log f(y) = \ln f(y) \quad (2.4)$$

$$= \frac{1}{f(y)} \frac{df(y)}{d\theta}. \quad (2.5)$$

Maka diperoleh

$$\begin{aligned} E[U] &= \int \frac{1}{f(y)} \frac{df(y)}{d(\theta)} f(y) dy, \\ &= \int \frac{df(y)}{d\theta} dy, \\ &= \frac{d}{d\theta} \int f(y) dy, \\ &= \frac{d1}{d\theta}, \\ &= 0. \end{aligned} \quad (2.6)$$

Dari persamaan (2.4) dan (2.5) diperoleh

$$U = \frac{dl(y)}{d\theta} = \frac{1}{f(y)} \frac{df(y)}{d\theta} \quad (2.7)$$

Selanjutnya akan ditunjukkan  $E[U] + E[U^2] = 0$ .

$$\begin{aligned}
 E[U'] &= E\left(\frac{dU}{d\theta}\right), \\
 &= \frac{d}{d\theta} E[U], \\
 &= \frac{d0}{d\theta} \\
 &= 0.
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

Karena  $E[U] = \int \frac{1}{f(y)} \frac{df(y)}{d(\theta)} f(y) dy$ , maka dengan persamaan (2.8) diperoleh

$$\begin{aligned}
 E[U'] &= \frac{d}{d\theta} E[U], \\
 0 &= \frac{d}{d\theta} \int \frac{dl(y)}{d\theta} f(y) dy, \\
 &= \int \frac{d^2 l(y)}{d\theta^2} f(y) dy + \int \frac{dl(y)}{d\theta} \frac{df(y)}{d\theta} dy, \\
 &= \int \frac{d^2 l(y)}{d\theta^2} f(y) dy + \int \left(\frac{dl(y)}{d\theta}\right)^2 f(y) dy, \\
 &= \int U' f(y) dy + \int U^2 f(y) dy, \\
 &= E[U'] + E[U^2].
 \end{aligned}$$

Sehingga diperoleh

$$E[-U'] = E[U^2] \quad \text{dan} \quad \text{Var}[U] = E[-U'] \tag{2.9}$$

Pada persamaan (2.2) diperoleh  $U$  dan  $U'$  terhadap  $\theta$  adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 U &= \frac{d}{d\theta} [a(y)b(\theta) + c(\theta) + d(y)], \\
 &= a(y)b'(\theta) + c'(\theta),
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

dan

$$U' = a(y)b''(\theta) + c''(\theta). \tag{2.11}$$

c. Mean dan variansi dari  $a(y)$

Mean dan variansi dari distribusi eksponensial berasal dari penurunan fungsi skor. Pada persamaan (2.6) dan (2.7) diperoleh bahwa  $E[a(y)b'(\theta) + c'(\theta)] = 0$ , oleh karena itu

$$E[a(y)] = \frac{c'(\theta)}{b'(\theta)}. \quad (2.12)$$

Persamaan (2.12) merupakan mean dari distribusi keluarga eksponensial, sedangkan variansinya yaitu

$$\begin{aligned} \text{Var}[U] &= E[-U'], \\ &= E[-a(y)b''(\theta) - c''(\theta)], \\ &= -b''(\theta)E[a(y)] - c''(\theta), \\ &= -b''(\theta)\frac{c'(\theta)}{b'(\theta)} - c''(\theta). \end{aligned} \quad (2.13)$$

Selanjutnya, dengan menggunakan (2.10) diperoleh:

$$\text{Var}[U] = [b'(\theta)]^2 \text{Var}[a(y)]. \quad (2.14)$$

Sehingga dari persamaan (2.13) dan persamaan (2.14) diperoleh variansi distribusi keluarga eksponensial adalah sebagai berikut (Dobson, 1990):

$$\text{Var}[a(y)] = \frac{-b''(\theta)c'(\theta) - c''(\theta)b'(\theta)}{[b'(\theta)]^3}. \quad (2.15)$$

d. Bentuk umum dan asumsi model linier tergeneralisir

Pendekatan model linier tergeneralisir yang dikembangkan oleh Nelder dan Wedderburn (1972) merupakan pengembangan model linier klasik, yang mengasumsikan bahwa keluarga distribusi kesalahan memiliki distribusi yang lebih luas yaitu keluarga eksponensial. Adapun bentuk umum model linier tergeneralisir adalah sebagai berikut (Tirta, 2005) :

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

dengan asumsi-asumsi yang diperluas, yaitu :

- a.  $Y_i$  mempunyai distribusi yang sama dan saling bebas dari distribusi keluarga eksponensial;
- b. hubungan antara komponen prediktor ( $\eta$ ) dan komponen acak ( $\mu$ ) tidak mesti identitas, tapi diperluas untuk suatu fungsi monoton dan diferensiabel,  $g$ , yaitu  $\eta_i = g(\mu_i)$ . Fungsi  $g$  disebut *fungsi link*.

### 2.2.1 Regresi Logistik Sebagai Salah Satu Bentuk Model Linier Tergeneralisir

Regresi logistik merupakan pemodelan matematika yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara sejumlah variabel  $x$  dengan variabel terikat  $y$  yang berkategori (Kleinbaum, 1994). Regresi logistik juga merupakan salah satu bentuk model linier tergeneralisir yang menggunakan fungsi logit sebagai fungsi *link* kanoniknya dan respon yang berdistribusi binomial. Fungsi logit diperoleh dengan cara melakukan transformasi terhadap model sebelumnya. Fungsi logit dapat dinyatakan dalam bentuk (Fahrmeir, 1994) :

$$g(\pi(x)) = \log\left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right) = \alpha + \beta x = \eta \quad (2.16)$$

$\pi(x)$  merupakan variabel dependen atau variabel respon yang menyatakan probabilitas sukses dari  $x$  dan dapat dinyatakan dalam bentuk sebagai berikut :

$$\pi(x) = \left(\frac{\exp(\alpha + \beta x)}{1 + \exp(\alpha + \beta x)}\right) \quad (2.17)$$

Menurut Rahmat (1996), regresi logistik terbagi atas :

- a. regresi biner logistik  
yaitu regresi logistik yang variabel responnya dikategorikan memiliki dua *outcome*, yaitu 0 sebagai *outcome* kegagalan dan 1 sebagai *outcome* dari sukses;
- b. regresi multinomial logistik  
yaitu regresi logistik yang variabel responnya dikategorikan memiliki lebih dari dua *outcome*. Misalkan variabel  $Y$  memiliki kode *outcome* 0, 1, dan 2.

### 2.2.2 Regresi Biner Logistik

Regresi biner logistik merupakan bentuk regresi logistik yang paling sederhana. Model regresi logistik ini memiliki *outcome* biner 0 dan 1, dan memiliki satu fungsi logit yaitu  $Y = 1$  versus  $Y = 0$ . Fungsi logit pada kedua kategori tersebut menyatakan probabilitas bersyarat sebagai berikut :

$$\begin{aligned} P(Y = 0|x) &= \frac{1}{1 + e^{g_1(x)}} \\ P(Y = 1|x) &= \frac{e^{g_1(x)}}{1 + e^{g_1(x)}} \end{aligned} \quad (2.18)$$

dengan  $g_1(x)$  merupakan fungsi logit dari probabilitas sukses  $x$ .

Regresi biner logistik juga memiliki probabilitas  $\pi_i$  yang berkisar antara 0 dan 1. Adanya transformasi logit pada regresi biner logistik menjadikan nilai prediksi peluang akan menuju 0 dan 1. Transformasi ini diperoleh dengan merubah bentuk probabilitas  $\pi_i$  ke bentuk *odds*, yaitu:

$$\text{odds}_i = \frac{\pi_i}{1 - \pi_i},$$

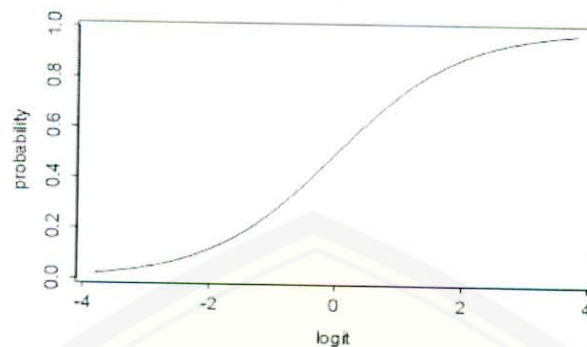
yang didefinisikan sebagai rasio probabilitas, kemudian menghitung *logit* atau log-odds untuk membatasi nilai probabilitas antara 0 dan 1. Bentuk *logit* atau log-odds yaitu:

$$\eta_i = \text{logit}(\pi_i) = \log \frac{\pi_i}{1 - \pi_i}$$

Untuk melihat bahwa probabilitas yang dihasilkan menuju pada nilai nol, maka nilai logit mendekati  $-\infty$ . Sedangkan untuk nilai probabilitas yang mendekati satu, maka nilai logit mendekati  $+\infty$ .

Logit dapat juga didefinisikan sebagai bentuk dari binomial, dengan mean  $\mu_i = n_i \pi_i$  sebagai log dari rasio keberhasilan  $\mu_i$  terhadap rasio kegagalan  $n_i - \mu_i$ . Fungsi dari transformasi logit dapat digambarkan sebagai berikut:





Gambar 2.1 Grafik Fungsi Logit

### 2.2.3 Estimasi Parameter Regresi Biner Logistik

Estimator dalam model regresi biner logistik yaitu estimator untuk  $\beta$  diperoleh dengan menggunakan metode maksimum *likelihood*. Metode maksimum *likelihood* menghasilkan nilai dari parameter yang tidak diketahui dengan memaksimumkan probabilitas dari fungsi distribusinya. Untuk memaksimumkan fungsi distribusi tersebut perlu dibangun sebuah fungsi yang disebut sebagai fungsi *likelihood*.

Fungsi logistik pada regresi biner logistik untuk setiap  $i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, n$  adalah sebagai berikut (Dobson, 1990):

$$\pi_i = \frac{\exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)} \quad (2.19)$$

sehingga

$$\log\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 x_i \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow \log \pi_i - \log(1 - \pi_i) = \beta_1 + \beta_2 x_i \\
&\Rightarrow \log(1 - \pi_i) = \log \pi_i - (\beta_1 + \beta_2 x_i) \\
&\quad = \log \pi_i - \log e^{\beta_1 + \beta_2 x_i} \\
&\quad = \log \left( \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i} / 1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} \right) \\
&\quad = \log \frac{1}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} \\
&\quad = \log(1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i})^{-1} \\
&\Rightarrow \log(1 - \pi_i) = -\log(1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}) \\
&\quad \log(1 - \pi_i) = -\log[1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)] \tag{2.21}
\end{aligned}$$

Jika  $Y_i \sim b(n_i, \pi_i)$  maka fungsi *loglikelihood*-nya ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
&L(\pi_1, \dots, \pi_N; y_1, \dots, y_N) \\
&= \sum_{i=1}^N \left[ y_i \log \left( \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) + n_i \log(1 - \pi_i) + \log \binom{n_i}{y_i} \right] \tag{2.22}
\end{aligned}$$

Jika persamaan (2.21) disubstitusikan ke persamaan (2.22) maka diperoleh persamaan baru sebagai berikut :

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N \left[ y_i \log(\exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)) - n_i \log[1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)] + \log \binom{n_i}{y_i} \right] \tag{2.23}$$

Persamaan (2.22) dapat disederhanakan bentuknya, sehingga diperoleh fungsi *loglikelihood* sebagai berikut :

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N \left[ y_i \log \pi_i + (n_i - y_i) \log(1 - \pi_i) + \log \binom{n_i}{y_i} \right] \tag{2.24}$$

Dengan menurunkan fungsi *loglikelihood* pada persamaan (2.23) terhadap  $\beta_1$  dan  $\beta_2$  untuk  $i = 1, 2, \dots, n$ , diperoleh :

$$U_1 = \frac{\partial L}{\partial \beta_1} = \sum \left\{ y_i - n_i \left[ \frac{\exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)} \right] \right\} = \sum y_i - n_i \pi_i \tag{2.25}$$

$$U_2 = \frac{\partial L}{\partial \beta_2} = \sum \left\{ y_i x_i - n_i x_i \left[ \frac{\exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 x_i)} \right] \right\} = \sum y_i x_i - n_i \pi_i x_i \quad (2.26)$$

Estimator  $\hat{\beta}$  diperoleh dengan mengatur kedua persamaan di atas menjadi nol dan menyelesaikan nilai  $\beta$ .

Untuk memperoleh matriks informasi dan matriks kovariansi dari estimator  $\hat{\beta}$ , diperlukan bentuk umum matriks turunan parsial kedua dari *log likelihood* pada persamaan (2.23) yaitu sebagai berikut (Agresti, 1990) :

$$\frac{\partial^2 L}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} = - \sum_i \frac{x_{i1} x_{i2} n_i \exp(\sum_j \beta_j x_{ij})}{\left[ 1 + \exp(\sum_j \beta_j x_{ij}) \right]^2} = - \sum_i x_{i1} x_{i2} n_i \pi_i (1 - \pi_i) \quad (2.27)$$

Persamaan (2.26) dan (2.27) merupakan persamaan non linier yang harus diselesaikan secara numerik. Pendekatan dengan menggunakan metode Newton-Raphson diperoleh (Dobson, 1990) :

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} + \left\{ \mathbf{X}' \mathbf{Diag} \left[ n_i \pi_i^{(t)} (1 - \pi_i^{(t)}) \right] \mathbf{X} \right\}^{-1} \mathbf{X}' \mathbf{Diag} \left[ n_i \pi_i^{(t)} (1 - \pi_i^{(t)}) \right] \mathbf{z}^{(t)} \quad (2.28)$$

dengan  $\mathbf{z}^{(t)}$  adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{z}_i^{(t)} = \log \left[ \frac{\pi_i^{(t)}}{1 - \pi_i^{(t)}} \right] + \frac{y_i - n_i \pi_i^{(t)}}{n_i \pi_i^{(t)} (1 - \pi_i^{(t)})} \quad (2.29)$$

Pada nilai  $t$  yang besar, maka interval kekonvergenan dari  $\beta^{(t)}$  oleh  $\hat{\beta}$  untuk setiap  $j$  adalah

$$\left| \beta_j^{(t+1)} - \hat{\beta}_j \right| \leq c \left| \beta_j^{(t)} - \hat{\beta}_j \right|^2, \text{ untuk } c > 0$$

#### 2.2.4 Inferensi Regresi Biner Logistik

Pada model linier tergeneralisir, distribusi sampling diperoleh dengan pendekatan sampel besar secara asimtotis sebagai berikut :

- a.  $b_j$  merupakan estimator tak bias untuk  $\beta_j$ ;
- b. dengan menggunakan teorema limit pusat, diperoleh statistik untuk  $\frac{b_j - \beta_j}{\sqrt{Var(b_j)}}$  berdistribusi  $N(0,1)$  atau  $\frac{(b_j - \beta_j)^2}{Var(b_j)} \sim \chi^2_{(1)}$ .

Secara umum untuk  $p$  parameter dapat ditulis sebagai berikut :

$$(b_j - \beta_j)^T \mathbf{V}^{-1} (b_j - \beta_j) \sim \chi^2_{(p)}$$

dengan  $p$  adalah rank matriks variansi-kovariansi non singular  $\mathbf{V}$ .

Untuk inferensi  $\beta_j$  digunakan Statistik Wald, yaitu

$$(b_j - \beta_j)^T \mathfrak{Z} (b_j - \beta_j)$$

Sedangkan interval kepercayaan  $(1 - \alpha)$  untuk  $\beta_j$  adalah

$$b_j - z_{\alpha/2} sd(b_j) < \beta_j < b_j + z_{\alpha/2} sd(b_j)$$

dengan  $sd(b_j) = \sqrt{v_{jj}}$ , sedangkan  $\sqrt{v_{jj}}$  merupakan unsur ke- $(j,j)$  dari  $\mathfrak{Z}^{-1}$ .

Dalam regresi biner logistik, Statistik Wald dinyatakan sebagai berikut:

$$W = \frac{(\hat{\beta} - \beta_0)^2}{\hat{\beta}(1 - \hat{\beta})/n} \quad (2.30)$$

Untuk jumlah  $n$  yang besar, maka  $W \sim \chi^2$  dengan derajat bebas (db) 1 dan  $\sqrt{W} \sim N(0,1)$ .

Adapun hipotesis parameter  $\beta$  yang diujikan pada statistik wald adalah sebagai berikut (Trimawarni, 2000) :

$$H_0 : \beta = \beta_0 = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_q \end{bmatrix} = 0 \quad vs \quad H_1 : \beta = \beta_1 = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} \neq 0$$

dengan  $q < p$ .

Sedangkan ketentuan untuk daerah kritisnya, yaitu :

$$H_0 \text{ ditolak jika } \Delta D > \chi_{(p-q, \alpha)}^2 \text{ dengan } \Delta D = 2 \left[ \lambda \binom{b; y}{1} - \lambda \binom{b; y}{0} \right]$$

Untuk uji kesesuaian model digunakan statistik *rasio loglikelihood* tergeneralisir, yaitu :

$$\lambda = \frac{L(b_{\max}; y)}{L(b; y)}$$

Jika  $\lambda \approx 1$  artinya model dapat menggambarkan data dengan baik dan jika  $\lambda$  bernilai besar, maka model kurang dapat menggambarkan data dengan baik. Selain itu, kesesuaian model dalam regresi biner logistik juga dapat diuji dengan menggunakan deviansi, yaitu :

$$D = 2 \sum_{i=1}^N \left[ y_i \log \left( \frac{y_i}{n_i \hat{\pi}_i} \right) + (n_i - y_i) \log \left( \frac{n_i - y_i}{n_i - n_i \hat{\pi}_i} \right) \right] \quad (2.31)$$

Jika model menggambarkan data dengan baik, maka  $D \sim \chi_{(n-p)}^2$ .

Alternatif yang lain untuk menguji kecocokan model pada regresi biner logistik adalah dengan *Hosmer and Lemeshow test*. Uji ini digunakan jika terdapat estimasi probabilitas pada masing-masing parameter yang kurang dari 0,1 kemudian meningkat sampai 0,9 bahkan mendekati 1 untuk hasil estimasi yang lainnya. Pada pengujiannya, *Hosmer and Lemeshow test* membandingkan hasil antara observasi dengan hasil prediksi pada model biner logistik. Dengan *chi-square* dapat diperoleh tingkat signifikansi atau perbedaan hasil prediksi dengan hasil observasi yang sebenarnya. Apabila nilai yang diperoleh dari *chi-square* tidak signifikan, maka model tersebut dapat dikatakan baik karena dianggap tidak berbeda dengan hasil observasi yang sebenarnya. Bentuk dari *Hosmer and Lemeshow* dinyatakan dalam persamaan

$$HL = \sum_{j=1}^G \frac{(y_j - n_j \bar{\pi}_j)^2}{n_j \bar{\pi}_j (1 - \bar{\pi}_j)}, \quad (2.32)$$

dengan  $y_j$  adalah banyaknya observasi pada parameter  $j$ ,  $\bar{\pi}_j$  model dugaan rata-rata pada parameter  $j$ , dan  $n$  adalah banyaknya observasi. *Hosmer and Lemeshow test* mengikuti uji *chi-square* dengan derajat bebas  $G-2$ . Dalam modul analisis bisnis, nilai  $G$  adalah 10.

### 2.3 $C_p$ Mallows

$C_p$  Mallows merupakan salah satu cara untuk menentukan variabel-variabel yang terbaik yang dapat dilibatkan dalam model sehingga model tersebut dapat dinilai sebagai model yang layak dan terbaik yang dipakai dalam referensi lapang.  $C_p$  Mallows dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$C_p = \frac{RSS(p)}{s^2} - (n - 2p),$$

dengan  $n$  adalah banyaknya data,  $p$  adalah banyaknya variabel dengan konstanta,  $RSS(p)$  adalah jumlah kuadrat sisa dari model dengan  $p$  parameter dan  $s^2$  adalah jumlah kuadrat rata-rata sisa dari model dengan melibatkan semua variabel yang mungkin.

Misal  $s^2$  adalah jumlah kuadrat rata-rata sisa dari model dengan melibatkan semua variabel yang mungkin, dengan nilai  $s^2 \approx \sigma^2$  pada sebuah model yang dikatakan baik, maka nilai  $C_p$  Mallows untuk model yang baik adalah

$$C_p = \frac{RSS(p)}{s^2} - (n - 2p) \approx \frac{(n - p)\sigma^2}{\sigma^2} - (n - 2p) = (n - p) - (n - 2p) = p,$$

dengan  $\frac{RSS(p)}{(n - p)} \approx \sigma^2$  adalah jumlah kuadrat sisa dari model dengan parameter  $p$ .

## 2.4 Risiko

Risiko merupakan implikasi dari suatu tingkat keputusan yang akan diambil oleh seorang pelaku ekonomi, baik pelaku bisnis, pelaku perbankan maupun yang lainnya. Risiko sangat berpengaruh dalam perkembangan suatu badan usaha. Adanya manajemen risiko yang baik pada sebuah badan usaha mencirikan bahwa badan usaha tersebut mampu mengambil dan mengembangkan naluri pengambilan keputusan yang kuat.

Teori probabilitas dan statistik memungkinkan para pelaku ekonomi memiliki alat untuk memilah, mengkuantifikasi dan mengukur risiko. Asumsi yang mendasari ini adalah bahwa statistik mengandung *numerical memory* yang memungkinkan untuk memproyeksikan kemungkinan yang akan dihadapi di masa mendatang, dalam hal ini termasuk risiko (Batuparan, 2001).

### 2.4.1 Risiko Kredit

*Basel Comitte on Banking Supervision 2000* dalam Batuparan (2001), menetapkan risiko kredit sebagai salah satu risiko yang dihadapi oleh pelaku ekonomi dalam dunia perbankan. Menurut Batuparan (2004), risiko kredit merupakan risiko (munculnya kerugian) yang disebabkan oleh kegagalan *counterparty* (debitur) dalam melaksanakan kewajiban-kewajibannya sesuai yang disyaratkan oleh kontrak atau perjanjian. Risiko ini tidak hanya muncul dari kredit/pinjaman (*loan*) melainkan juga meliputi komponen-komponen lain, baik *on* maupun *off balance sheet* seperti garansi, akseptasi, dan *securities investment*.

Risiko kredit dalam perbankan dapat ditinjau probabilitasnya pada masing-masing debitur. Probabilitas yang menyatakan bahwa debitur tersebut telah gagal dalam sejumlah pembayaran pinjaman yang telah diajukan disebut sebagai *probability of default*.

#### 2.4.2 Value at Risk (VaR)

Salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat risiko adalah *Value at Risk*. Metode VaR pada saat ini dianggap sebagai metode standar yang banyak diterima dan digunakan untuk mengukur risiko pasar maupun risiko kredit.

*Value at Risk* memiliki definisi sebagai kerugian terbesar yang mungkin terjadi dalam rentang waktu/periode tertentu yang diprediksikan dengan tingkat kepercayaan tertentu. Konsep VaR berdiri di atas dasar observasi statistik yang merupakan data historis dan relatif bersifat obyektif. VaR pada dasarnya juga mengakomodasi kebutuhan untuk mengetahui potensi kerugian atas *exposure* tertentu yang diterapkan pada berbagai level transaksi. *Exposure* merupakan sejumlah pinjaman yang diajukan oleh debitur terhadap pihak bank.

Salah satu metode pendekatan *credit risk* dalam VaR yang ditetapkan *New bassel Comitte 2000* dalam Batuparan (2001) adalah pendekatan *foundation*. Pendekatan *foundation* secara keseluruhan merupakan akumulasi dari risiko kredit yang ditinjau dari probabilitas *default* debitur dengan *exposure* (pinjaman tersisa dari nasabah) yang dibebankan. Secara matematis pendekatan *foundation* untuk masing-masing debitur dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{credit risk (foundation)} = (\text{probability of default}) \times (\text{exposure}) \quad (2.33)$$

*Credit risk (foundation)* merupakan sejumlah pokok pinjaman yang diprediksikan gagal terbayar oleh debitur dan dianggap sebagai nilai risiko dari sejumlah kredit yang telah dikeluarkan oleh bank. *Credit risk (foundation)* yang terurut dapat ditinjau sebagai peringkat *default* dari setiap debitur yang mengajukan kredit.





### BAB 3. METODE PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan langkah-langkah kerja yang harus dilakukan untuk menentukan peringkat *default* dalam VaR (*Value at Risk*) pada nasabah atau debitur BRI Unit Gajah Mada dengan menggunakan regresi biner logistik.

#### 3.1 Data Penelitian

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data nasabah KUPEDES PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Unit Gajah Mada Cabang Jember pada akhir tahun 2006.

#### 3.2 Identifikasi Variabel

Variabel yang digunakan untuk menentukan peringkat *default* dalam VaR (*Value at Risk*) pada nasabah atau debitur BRI Unit Gajah Mada dengan menggunakan regresi biner logistik adalah sebagai berikut :

a. Variabel respon ( $Y$ )

Kelancaran pembayaran kredit dengan dua kategori, yaitu:

1.  $Y = 0$ , menyatakan pembayaran kredit tergolong lancar;
2.  $Y = 1$ , menyatakan pembayaran kredit tergolong macet, yaitu kredit yang tidak terbayar oleh debitur selama 6 bulan.

b. Variabel eksplanatori ( $X$ ) yang meliputi:

- pokok pinjaman ( $X_1$ ) yang dianggap sebagai pokok pinjaman yang tersisa pada nasabah (belum terbayar), karena data pokok pinjaman yang sebenarnya merupakan bagian dari rahasia bank yang tidak dipublikasikan.
- jenis kelamin ( $X_2$ ) dengan dua kategori, yaitu:

1 = laki-laki; dan

- 2 = perempuan.
- jenis usaha debitur ( $X_3$ ) dengan lima kategori, yaitu:
    - 1 = wiraswasta;
    - 2 = pegawai swasta;
    - 3 = pegawai toko;
    - 4 = dagang; dan
    - 5 = pegawai negeri.
  - penghasilan debitur perbulan ( $X_4$ );
  - jumlah tanggungan dalam keluarga ( $X_5$ ) yang terdiri atas anak, istri dan pihak keluarga lain yang menjadi tanggungan hidup debitur.

### 3.3 Metode Analisis Data

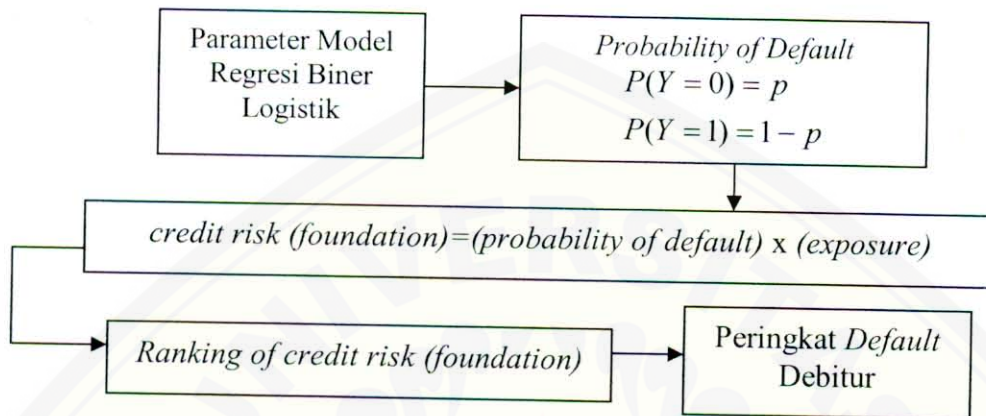
Pada penelitian ini akan dibangun sebuah model yang memenuhi asumsi model regresi biner logistik sebagai salah satu bagian dari model linier tergeneralisir. Adapun metode analisis data yang digunakan pada regresi biner logistik antara lain menduga parameter dengan metode maksimum *likelihood* serta menguji kesesuaian model dan parameter dari regresi model biner logistik.

Adapun langkah-langkah untuk menganalisis data sebagai berikut :

- a. mendapatkan model regresi biner logistik dari data yang ada;
- b. melakukan estimasi parameter pada model (a) dengan metode maksimum *likelihood*;
- c. melakukan uji kesesuaian pada model (a) dan parameter yang dihasilkan;
- d. menghitung *credit risk (foundation)* dari probabilitas *default* debitur pada model (a) dengan *exposure*. *Exposure* merupakan sisa kredit tertanggung pada nasabah, karena keterbatasan data maka pokok pinjaman nasabah dianggap sebagai *exposure* pada nasabah;
- e. mengurutkan hasil *credit risk (foundation)* sebagai hasil peringkat *default* debitur;

- f. menghitung VaR dari jumlah kredit yang telah diajukan oleh debitur.

Sesuai dengan langkah-langkah analisis data di atas, maka dapat dibuat diagram alir penentuan peringkat *default* debitur sebagai berikut :



Gambar 3.1 : Diagram Alir Penentuan Peringkat *Default* Debitur



## BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. dalam penentuan peringkat *default* debitur dengan regresi biner logistik diperoleh bahwa faktor yang paling berpengaruh adalah jenis usaha dagang dan jumlah tanggungan dalam keluarga. Hal ini dapat dilihat dari hasil OR yang menunjukkan bahwa debitur yang berjenis usaha dagang memiliki peluang macet 7332 kali lebih besar daripada debitur yang memiliki jenis usaha pegawai negeri. Sedangkan debitur yang memiliki jumlah keluarga yang banyak, juga memiliki kecenderungan macet dalam pembayaran tanggungan kredit. Hal ini ditunjukkan oleh nilai OR yang positif. Oleh karena itu, debitur yang memiliki jenis usaha dagang dan memiliki jumlah tanggungan yang relatif banyak dalam keluarganya, memiliki probabilitas yang cenderung besar dalam kemacetan pembayaran kredit.
- b. dalam penentuan peringkat *default* debitur pada Lampiran C, diperoleh hasil bahwa debitur yang memiliki jenis usaha dagang dan memiliki jumlah tanggungan relatif banyak, menempati hampir keseluruhan peringkat sepuluh besar debitur yang gagal dalam pembayaran kredit. Hal ini diakibatkan oleh probabilitas kemacetan dalam pembayaran kredit pada debitur tersebut yang relatif besar, sehingga nilai risiko yang ditimbulkan atas sejumlah pinjaman yang belum terbayar pada bank juga besar. Sedangkan pada peringkat pertama debitur yang mengalami gagal membayar adalah debitur yang berjenis usaha wiraswasta dengan pinjaman sebesar Rp.30.000.000. Meskipun peluang *default* dari debitur ini relatif kecil yaitu 0,32293; akan tetapi pokok pinjaman yang belum terbayar pada bank relatif besar yaitu Rp.30.000.000. Sehingga risiko yang ditimbulkan terhadap pihak bank juga dianggap besar. Oleh karena itu debitur ini menduduki peringkat pertama sebagai *default* debitur.

- c. nilai risiko kredit (*Value at Risk On Credit*) yang diperoleh dari model adalah sebesar Rp.30.833.873,90 dari kredit yang diputuskan yaitu sebesar Rp.298.580.000. Nilai risiko ini memiliki persentase sebesar 10,32% dari total dana kredit yang diberikan pada debitur. Meskipun persentase ini relatif kecil, akan tetapi pihak bank masih perlu mengevaluasi lebih lanjut agar kredit yang telah diberikan memiliki risiko yang sekecil mungkin.

## 5.2 Saran

Pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini dapat dilakukan dengan menambahkan variabel prediktor (misal jenis agunan) sebagai penambahan kompleksitas masalah, serta dapat menggunakan hasil penelitian ini lebih lanjut sebagai analisis *Value at Risk* dalam dunia perbankan.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A.1990. *Categorical Data Analysis*. John Wiley & Sons, Inc. New York
- Aunuddin, 2005. *Rancangan dan Analisis Data*. Bogor: Departemen Statistika FMIPA-IPB Press.
- Batuparan, D. S. 2001. *Kerangka Kerja Risk Management*. Jakarta: Bank Ekspor Indonesia Press.
- Dobson, A.J. 1990. *An Introduction of Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- Fahrmeir, L. dan G. Tutz. 1994. *Multivariate Statistical Modelling Based on Generalized Linear Models*. New York: Springer-Verlag
- Kleinbaum, D. G. 1994. *Logistic: A Self-Learning Text*. Springer-Verlag, Inc. New York.
- Nelder, J.A. dan R.W.M.Wedderburn. 1972. *Generalized Linear Models*. J.R Statist. Soc. Assoc. 135,370-84
- Rahmat. 1996. *Analisis Regresi Logistik* [online].  
<http://www.math.itb.ac.id/~ma291/regresi+logistik.htm> [10 Januari 2007].
- Richard. 2004. *All Possible Regressions and Best Subset Regressions* [online].  
<http://www.interscience.com/~m256/cp.htm> [20 Juli 2007].
- Tirta, I. M. 2005. *Model Statistika Linier*. Jember : UPT Penerbitan Fakultas MIPA Universitas Jember.
- Trimawarni, R.R. 2000. *Inferensi pada Model-model Linier Tergeneralisasi* [online].  
<http://www.unej.ac.id/majalahmatematika> [ 28 Desember 2006].
- Wimboh & Sarwedi.2003. *Model Prediksi Kepailitan Bank Umum di Indonesia*.  
*Logistik* [online]. <http://www.bi.go.id> [10 Januari 2007]

Lampiran A. Tabel Data Nasabah KUPEDES BRI Gajah Mada Akhir Tahun 2006

NO	Pokok Pinjaman	Jenis Kelamin	Jenis Usaha	Penghasilan/bln	Jml.Tanggung	Pembayaran
K-1	5200000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	3	lancar
K-2	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet
K-3	8500000	perempuan	dagang	240000	6	macet
K-4	3000000	perempuan	pegawai swasta	1250000	2	lancar
K-5	5000000	perempuan	pegawai swasta	1300000	3	lancar
K-6	4000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar
K-7	25000000	laki-laki	wiraswasta	2400000	3	lancar
K-8	5000000	laki-laki	pegawai negeri	1500000	3	lancar
K-9	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet
K-10	240000	perempuan	dagang	100000	5	macet
K-11	200000	perempuan	dagang	100000	4	macet•
K-12	6000000	laki-laki	pegawai swasta	1100000	4	lancar
K-13	4000000	perempuan	dagang	985000	5	macet
K-14	5000000	laki-laki	wiraswasta	2562000	3	lancar
K-15	5000000	perempuan	pegawai swasta	1325000	4	lancar
K-16	10200000	laki-laki	pegawai negeri	1750000	4	lancar
K-17	10000000	laki-laki	pegawai negeri	1850000	5	lancar
K-18	30000000	laki-laki	wiraswasta	2546800	5	lancar
K-19	1500000	perempuan	pegawai toko	650000	5	lancar
K-20	600000	perempuan	dagang	250000	5	macet
K-21	200000	perempuan	dagang	125000	6	macet
K-22	8000000	perempuan	pegawai swasta	1265000	4	lancar
K-23	10000000	laki-laki	wiraswasta	2590000	4	lancar
K-24	6000000	laki-laki	pegawai negeri	1562300	4	lancar
K-25	10000000	laki-laki	wiraswasta	2356000	4	lancar

K-26	5000000	laki-laki	pegawai swasta	1236000	4	lancar
K-27	2000000	perempuan	pegawai toko	980000	5	lancar
K-28	2000000	perempuan	pegawai toko	800000	5	lancar
K-29	5000000	laki-laki	pegawai negeri	1800000	3	lancar
K-30	2000000	laki-laki	pegawai toko	800000	3	lancar
K-31	2000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar
K-32	8000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar
K-33	350000	perempuan	dagang	156000	5	macet
K-34	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet
K-35	350000	perempuan	dagang	250000	6	macet
K-36	500000	perempuan	dagang	325000	7	macet
K-37	3000000	laki-laki	pegawai negeri	1652000	4	lancar
K-38	5000000	laki-laki	pegawai negeri	1500000	3	lancar
K-39	4000000	laki-laki	pegawai negeri	1600000	4	lancar
K-40	300000	perempuan	dagang	125000	5	macet
K-41	500000	perempuan	dagang	250000	7	macet
K-42	650000	perempuan	dagang	350000	5	macet
K-43	900000	perempuan	dagang	325000	5	macet
K-44	1000000	perempuan	dagang	325000	5	macet
K-45	20000000	laki-laki	wiraswasta	2600000	4	lancar
K-46	12000000	laki-laki	pegawai negeri	1800000	4	lancar
K-47	450000	perempuan	pegawai swasta	230000	6	macet
K-48	500000	perempuan	dagang	240000	5	macet
K-49	2000000	laki-laki	pegawai toko	600000	4	macet
K-50	2000000	perempuan	dagang	456000	5	macet
K-51	300000	perempuan	dagang	125000	5	macet
K-52	700000	perempuan	dagang	245000	6	macet
K-53	1200000	laki-laki	wiraswasta	2500000	5	lancar



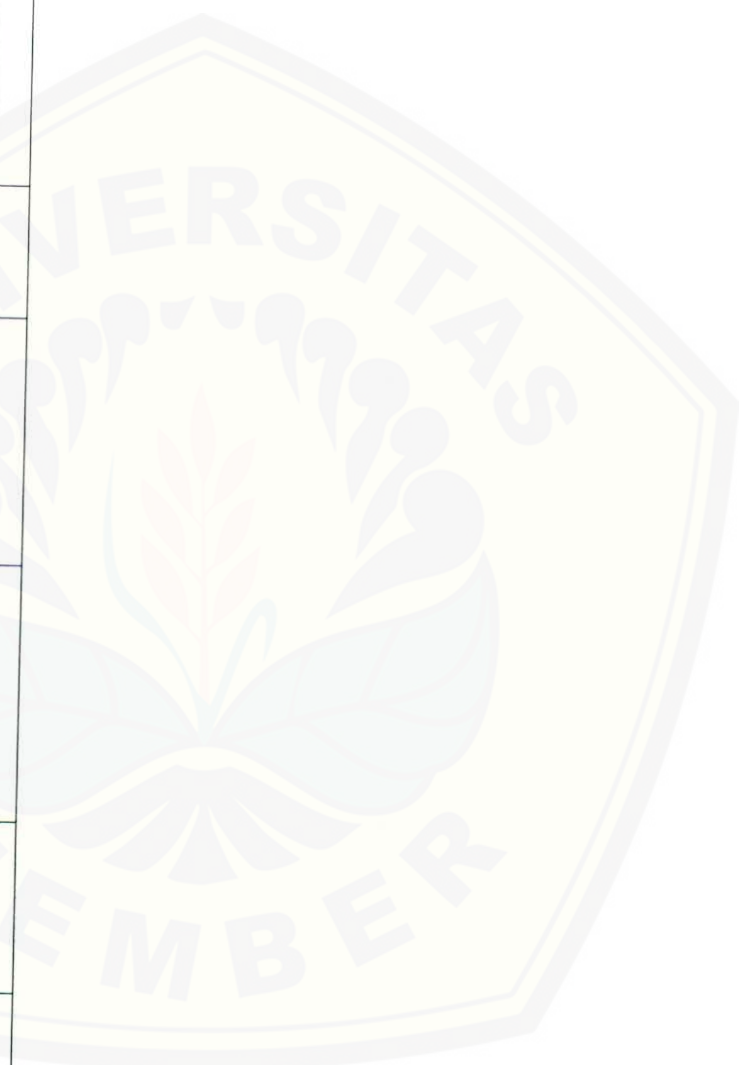
K-54	400000	perempuan	dagang	236500	7	macet
K-55	200000	perempuan	wiraswasta	123500	5	macet
K-56	1000000	laki-laki	pegawai swasta	1230000	3	lancar
K-57	790000	perempuan	wiraswasta	2569000	5	lancar
K-58	4000000	laki-laki	pegawai swasta	1236000	4	lancar
K-59	1000000	perempuan	dagang	325000	3	lancar
K-60	500000	perempuan	dagang	123500	7	macet
K-61	400000	perempuan	dagang	125000	6	macet
K-62	8000000	laki-laki	pegawai negeri	1526000	4	lancar

Lampiran B. Tabel Peringkat Probability of Default Debitur KUPEDES BRI Gajah Mada

NO	Pokok Pinjaman	Jenis Kelamin	Jenis Usaha	Penghasilan/bln	Jml.Tg	Pembayaran Kredit	Peluang Macet
K-18	3000000	laki-laki	wiraswasta	2546800	5	lancar	0.32293
K-13	4000000	perempuan	dagang	985000	5	macet	0.99121
K-50	2000000	perempuan	dagang	456000	5	macet	0.99121
K-44	1000000	perempuan	dagang	325000	5	macet	0.99121
K-43	900000	perempuan	dagang	325000	5	macet	0.99121
K-3	850000	perempuan	dagang	240000	6	macet	0.99950
K-52	700000	perempuan	dagang	245000	6	macet	0.99950
K-42	650000	perempuan	dagang	350000	5	macet	0.99121
K-27	2000000	perempuan	pegawai toko	980000	5	lancar	0.30850
K-28	2000000	perempuan	pegawai toko	800000	5	lancar	0.30850
K-20	600000	perempuan	dagang	250000	5	macet	0.99121
K-45	20000000	laki-laki	wiraswasta	2600000	4	lancar	0.02608
K-36	500000	perempuan	dagang	325000	7	macet	0.99997
K-41	500000	perempuan	dagang	250000	7	macet	0.99997
K-60	500000	perempuan	dagang	123500	7	macet	0.99997
K-48	500000	perempuan	dagang	240000	5	macet	0.99121
K-19	1500000	perempuan	pegawai toko	650000	5	lancar	0.30850
K-54	400000	perempuan	dagang	236500	7	macet	0.99997
K-61	400000	perempuan	dagang	125000	6	macet	0.99950
K-53	1200000	laki-laki	wiraswasta	2500000	5	lancar	0.32293
K-47	450000	perempuan	pegawai swasta	230000	6	macet	0.77898
K-35	350000	perempuan	dagang	250000	6	macet	0.99950
K-33	350000	perempuan	dagang	156000	5	macet	0.99121
K-40	300000	perempuan	dagang	125000	5	macet	0.99121
K-51	300000	perempuan	dagang	125000	5	macet	0.99121

K-59	1000000	perempuan	dagang	325000	3	lancar	0.26214
K-23	10000000	laki-laki	wiraswasta	2590000	4	lancar	0.02608
K-25	10000000	laki-laki	wiraswasta	2356000	4	lancar	0.02608
K-32	8000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar	0.03244
K-10	240000	perempuan	dagang	100000	5	macet	0.99121
K-21	200000	perempuan	dagang	125000	6	macet	0.99950
K-2	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet	0.99121
K-34	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet	0.99121
K-9	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet	0.99121
K-12	6000000	laki-laki	pegawai swasta	1100000	4	lancar	0.03244
K-11	200000	perempuan	dagang	100000	4	macet	0.86355
K-26	5000000	laki-laki	pegawai swasta	1236000	4	lancar	0.03244
K-49	2000000	laki-laki	pegawai toko	600000	4	macet	0.07028
K-58	4000000	laki-laki	pegawai swasta	1236000	4	lancar	0.03244
K-6	4000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar	0.03244
K-57	790000	perempuan	wiraswasta	2569000	5	lancar	0.13645
K-22	8000000	perempuan	pegawai swasta	1265000	4	lancar	0.01098
K-14	5000000	laki-laki	wiraswasta	2562000	3	lancar	0.00150
K-31	2000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar	0.03244
K-15	5000000	perempuan	pegawai swasta	1325000	4	lancar	0.01098
K-7	25000000	laki-laki	wiraswasta	2400000	3	lancar	0.00150
K-55	200000	perempuan	wiraswasta	123500	5	macet	0.13645
K-1	5200000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	3	lancar	0.00188
K-30	2000000	laki-laki	pegawai toko	800000	3	lancar	0.00423
K-5	5000000	perempuan	pegawai swasta	1300000	3	lancar	0.00062
K-56	1000000	laki-laki	pegawai swasta	1230000	3	lancar	0.00188
K-4	3000000	perempuan	pegawai swasta	1250000	2	lancar	0.00004
K-46	12000000	laki-laki	pegawai negeri	1800000	4	lancar	0.00000

K-16	10200000	laki-laki	pegawai negeri	1750000	4	lancar	0.00000
K-17	10000000	laki-laki	pegawai negeri	1850000	5	lancar	0.00000
K-62	8000000	laki-laki	pegawai negeri	1526000	4	lancar	0.00000
K-24	6000000	laki-laki	pegawai negeri	1562300	4	lancar	0.00000
K-29	5000000	laki-laki	pegawai negeri	1800000	3	lancar	0.00000
K-38	5000000	laki-laki	pegawai negeri	1500000	3	lancar	0.00000
K-8	5000000	laki-laki	pegawai negeri	1500000	3	lancar	0.00000
K-39	4000000	laki-laki	pegawai negeri	1600000	4	lancar	0.00000
K-37	3000000	laki-laki	pegawai negeri	1652000	4	lancar	0.00000



Lampiran C. Tabel Peringkat *Default Debitur Berdasarkan Credit Risk Foundation*  
 Nasabah KUPEDES BRI Gajah Mada

NO	Pokok Pinjaman ( <i>Exposure</i> )	Jenis Kelamin	Jenis Usaha	Penghasilan/bln	Jml.Tg	Pembayaran Kredit	<i>Credit Risk Foundation</i>
K-18	30000000	laki-laki	wiraswasta	2546800	5	lancar	9687900.00
K-13	4000000	perempuan	dagang	985000	5	macet	3964840.00
K-50	2000000	perempuan	dagang	456000	5	macet	1982420.00
K-44	1000000	perempuan	dagang	325000	5	macet	991210.00
K-43	900000	perempuan	dagang	325000	5	macet	892089.00
K-3	850000	perempuan	dagang	240000	6	macet	849575.00
K-52	700000	perempuan	dagang	245000	6	macet	699650.00
K-42	650000	perempuan	dagang	350000	5	macet	644286.50
K-27	2000000	perempuan	pegawai toko	980000	5	lancar	617000.00
K-28	2000000	perempuan	pegawai toko	800000	5	lancar	617000.00
K-20	600000	perempuan	dagang	250000	5	macet	594726.00
K-45	20000000	laki-laki	wiraswasta	2600000	4	lancar	521600.00
K-36	500000	perempuan	dagang	325000	7	macet	499985.00
K-41	500000	perempuan	dagang	250000	7	macet	499985.00
K-60	500000	perempuan	dagang	123500	7	macet	499985.00
K-48	500000	perempuan	dagang	240000	5	macet	495605.00
K-19	1500000	perempuan	pegawai toko	650000	5	lancar	462750.00
K-54	400000	perempuan	dagang	236500	7	macet	399988.00
K-61	400000	perempuan	dagang	125000	6	macet	399800.00
K-53	1200000	laki-laki	wiraswasta	2500000	5	lancar	387516.00
K-47	450000	perempuan	pegawai swasta	230000	6	macet	350541.00
K-35	350000	perempuan	dagang	250000	6	macet	349825.00
K-33	350000	perempuan	dagang	156000	5	macet	346923.50
K-40	300000	perempuan	dagang	125000	5	macet	297363.00

K-51	300000	perempuan	dagang	125000	5	macet	297363.00
K-59	1000000	perempuan	dagang	325000	3	lancar	262140.00
K-23	10000000	laki-laki	wiraswasta	2590000	4	lancar	260800.00
K-25	10000000	laki-laki	wiraswasta	2356000	4	lancar	260800.00
K-32	8000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar	259520.00
K-10	240000	perempuan	dagang	100000	5	macet	237890.40
K-21	200000	perempuan	dagang	125000	6	macet	199900.00
K-2	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet	198242.00
K-34	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet	198242.00
K-9	200000	perempuan	dagang	100000	5	macet	198242.00
K-12	6000000	laki-laki	pegawai swasta	1100000	4	lancar	194640.00
K-11	200000	perempuan	dagang	100000	4	macet	172710.00
K-26	5000000	laki-laki	pegawai swasta	1236000	4	lancar	162200.00
K-49	2000000	laki-laki	pegawai toko	600000	4	macet	140560.00
K-58	4000000	laki-laki	pegawai swasta	1236000	4	lancar	129760.00
K-6	4000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar	129760.00
K-57	790000	perempuan	wiraswasta	2569000	5	lancar	107795.50
K-22	8000000	perempuan	pegawai swasta	1265000	4	lancar	87840.00
K-14	50000000	laki-laki	wiraswasta	2562000	3	lancar	75000.00
K-31	2000000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	4	lancar	64880.00
K-15	5000000	perempuan	pegawai swasta	1325000	4	lancar	54900.00
K-7	25000000	laki-laki	wiraswasta	2400000	3	lancar	37500.00
K-55	200000	perempuan	wiraswasta	123500	5	macet	27290.00
K-1	5200000	laki-laki	pegawai swasta	1200000	3	lancar	9776.00
K-30	2000000	laki-laki	pegawai toko	800000	3	lancar	8460.00
K-5	5000000	perempuan	pegawai swasta	1300000	3	lancar	3100.00
K-56	1000000	laki-laki	pegawai swasta	1230000	3	lancar	1880.00
K-4	3000000	perempuan	pegawai swasta	1250000	2	lancar	120.00

K-46	1200000	laki-laki	pegawai negeri	1800000	4	lancar	0.00
K-16	1020000	laki-laki	pegawai negeri	1750000	4	lancar	0.00
K-17	1000000	laki-laki	pegawai negeri	1850000	5	lancar	0.00
K-62	800000	laki-laki	pegawai negeri	1526000	4	lancar	0.00
K-24	600000	laki-laki	pegawai negeri	1562300	4	lancar	0.00
K-29	500000	laki-laki	pegawai negeri	1800000	3	lancar	0.00
K-38	500000	laki-laki	pegawai negeri	1500000	3	lancar	0.00
K-8	500000	laki-laki	pegawai negeri	1500000	3	lancar	0.00
K-39	400000	laki-laki	pegawai negeri	1600000	4	lancar	0.00
K-37	300000	laki-laki	pegawai negeri	1652000	4	lancar	0.00
<b>Jumlah Kredit Macet</b>							<b>30833873.9</b>
<b>Jumlah Total Kredit</b>							<b>298580000.0</b>

Lampiran D. Model Regresi Biner Logistik Nasabah KUPEDES BRI Gajah Mada

Binary Logistik Analysis (Y versus  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ )

Case Processing Summary

Unweighted Cases <sup>a</sup>	N	Percent
Selected Cases	62	100.0
Included in Analysis	62	100.0
Missing Cases	0	.0
Unselected Cases	0	.0
Total	62	100.0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
lancar	0
macet	1

Categorical Variables Codings

	Frequency	Parameter coding			
		(1)	(2)	(3)	(4)
Jenis usaha	9	1.000	.000	.000	.000
wiraswasta	13	.000	1.000	.000	.000
pegawai swasta	5	.000	.000	1.000	.000
pegawai toko	25	.000	.000	.000	1.000
dagang	10	.000	.000	.000	.000
pegawai negeri	27	1.000	.000	.000	.000
Jenis kelamin	35	.000	.000	.000	.000
laki-laki					
Perempuan					



**Model Summary**

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	.000 <sup>a</sup>	.746	1.000

a. Estimation terminated at iteration number 20 because maximum iterations has been reached. Final solution cannot be found.

**Hosmer and Lemeshow Test**

Step	Chi-square	df	Sig.
1	.000	6	1.000

**Classification Table<sup>a</sup>**

	Observed	Predicted		Percentage Correct
		Pembayaran Kredit lancar	Pembayaran Kredit macet	
Step 1	Pembayaran Kredit lancar	35	0	100.0
	Pembayaran Kredit macet	0	27	100.0
Overall Percentage				100.0

a. The cut value is .500

Variables in the Equation

Step	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
1 <sup>a</sup>						
X1	.000	.001	.000	1	1.000	1.000
X2(1)	63.307	9979.405	.000	1	.995	3E+027
x3			.000	4	1.000	.000
x3(1)	-27.797	11355.285	.000	1	.998	.000
x3(2)	-27.088	8678.681	.000	1	.998	.000
x3(3)	-13.272	8258.459	.000	1	.999	.000
x3(4)	34.440	8807.680	.000	1	.997	9E+014
X4	.000	.007	.000	1	.995	1.000
X5	31.058	4416.191	.000	1	.994	3E+013
Constant	-131.824	23027.215	.000	1	.995	.000

a. Variable(s) entered on step 1: X1, X2, x3, X4, X5.

Binary Logistik Analysis (Y versus X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>5</sub>)

Case Processing Summary

Unweighted Cases <sup>a</sup>	N	Percent
Selected Cases		
Included in Analysis	62	100.0
Missing Cases	0	.0
Total	62	100.0
Unselected Cases		
Total	0	.0
Total	62	100.0

a. if weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

**Dependent Variable Encoding**

Original Value	Internal Value
lancar	0
macet	1

**Categorical Variables Codings**

	Frequency	Parameter coding			
		(1)	(2)	(3)	(4)
Jenis usaha	9	1.000	.000	.000	.000
wiraswastai	13	.000	1.000	.000	.000
pegawai swasta	5	.000	.000	1.000	.000
pegawai toko	25	.000	.000	.000	1.000
dagang	10	.000	.000	.000	.000
pegawai negeri	27	1.000	.000	.000	.000
laki-laki	35	.000	.000	.000	.000
Jenis kelamin					
Perempuan					

**Model Summary**

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	15.636 <sup>a</sup>	.673	.902

a. Estimation terminated at iteration number 20 because maximum iterations has been reached. Final solution cannot be found.

**Hosmer and Lemeshow Test**

Step	Chi-square	df	Sig.
1	5.076	8	.749



Classification Table

Observed	Predicted		Percentage Correct
	Pembayaran Kredit		
	lancar	macet	
Step 1	35	0	100.0
Overall Percentage	2	25	92.6
			96.8

a. The cut value is .500

Variables in the Equation

Step	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
1						
X2(1)	1.105	2.041	.293	1	.588	3.019
x3			6.018	4	.198	
x3(1)	-18.195	11146.167	.000	1	.999	.001
x3(2)	.225	2.018	.012	1	.911	1.252
x3(3)	1.038	2.043	.258	1	.611	2.823
x3(4)	8.9	3.016	4.745	1	.029	7331.97
X5	2.880	1.244	5.358	1	.021	17.814
Constant	-16.245	6.992	5.397	1	.020	.001

a. Variable(s) entered on step 1: X2, x3, X5.

**Best Subsets Regression Y versus  $X_2, X_3, X_5$  (MINITAB software):**

Response is y

Vars	R-Sq	R-Sq(adj)	C-p	S	2	3	5
1	49.8	49.0	24.1	0.35704	X		
1	49.6	48.8	24.4	0.35766		X	
2	63.1	61.8	4.4	0.30884	X	X	
2	54.2	52.7	18.9	0.34390		X	X
3	64.6	62.7	4.0	0.30514	X	X	X