



UNIVERSITAS INDONESIA

**KARAKTERISTIK PINJAMAN DAN PROYEKSI GAGAL BAYAR
PADA BANK BPR XYZ : PENDEKATAN *HAZARD-RATE*, MATA
RANTAI MARKOV, DAN LOGIT**

TESIS

BELVIA HARMAYANTO

0606152163

**PASCASARJANA FAKULTAS EKONOMI
PROGRAM STUDI ILMU MANAJEMEN
UNIVERSITAS INDONESIA
DEPOK
JANUARI 2009**



UNIVERSITAS INDONESIA

**KARAKTERISTIK PINJAMAN DAN PROYEKSI GAGAL BAYAR
PADA BANK BPR XYZ : PENDEKATAN *HAZARD-RATE*, MATA
RANTAI MARKOV, DAN LOGIT**

TESIS

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
gelar Magister Sains Manajemen**

BELVIA HARMAYANTO

0606152163

**PASCASARJANA FAKULTAS EKONOMI
PROGRAM STUDI ILMU MANAJEMEN
KEKHUSUSAN KEUANGAN DAN PERBANKAN
UNIVERSITAS INDONESIA
DEPOK
JANUARI 2009**

PERNYATAAN ORISINALITAS

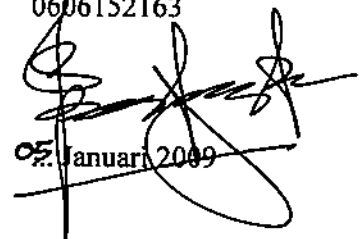
**Tesis ini adalah hasil karya saya sendiri,
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk
telah saya nyatakan dengan benar.**

Nama : Belvia Harmayanto

No. Mahasiwa : 0606152163

Tanda Tangan :

Tanggal :



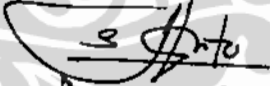


05 Januari 2009


TANDA PENGESAHAN KARYA AKHIR

Tesis ini diajukan oleh :
Nama : **Belvia Harmayanto**
Nomor Mahasiswa : **0606152163**
Konsentrasi : **Bankin and Finance**
Judul Karya Akhir : **KARAKTERISTIK PINJAMAN DAN PROYEKSI
GAGAL BAYAR PADA BANK BPR XYZ :
PENDEKATAN *HAZARD-RATE*, MATA RANTAI
MARKOV, DAN LOGIT.**

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Magister Sains Manajemen pada Program Studi Ilmu Manajemen Fakultas Ekonomi, Universitas Indonesia

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Bambang Hermanto, Ph.D ()
Penguji : DR. Budi Wibowo ()
Penguji : Rofikoh Rokhim, Ph.D ()

Ditetapkan di : Depok
Tanggal :  Januari 2009

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah nahmaduhu wanasta'inuhu wanastaghfiruhu. Hanya dengan rahmat dan pertolongan Allah *Ta'ala* semata karya akhir ini dapat saya selesaikan pada batas waktunya. Shalawat dan salam semoga senantiasa Allah *Ta'ala* kepada Nabiullah Muhammad *shalallahu alaihi wasallam*, keluarga beliau, shahabat, dan orang-orang yang mengikuti beliau hingga hari tidak bermanfaatnya lagi anak dan harta. *Amma ba'du.*

Karya akhir yang berjudul "**KARAKTERISTIK PINJAMAN DAN PROYEKSI GAGAL BAYAR PADA BANK BPR XYZ : PENDEKATAN HAZARD-RATE, MATA RANTAI MARKOV, DAN LOGIT**" disusun untuk memenuhi sebagian syarat menyelesaikan program S2 pada Program Studi Ilmu Manajemen Kekhususan *Banking and Finance* FEUI. Penyelesaian karya akhir ini tidak terlepas dari bantuan banyak pihak mulai dari penemuan ide, proses pengumpulan data, pengolahan data, hingga penyelesaian karya akhir ini.

Disebutkan dalam sebuah hadits bahwa tidaklah seseorang dikatakan bersyukur kepada Allah *Ta'ala* jika dia tidak berterima kasih kepada orang-orang yang berbuat baik kepadanya. Oleh karena itu, saya ingin mengucapkan banyak terima kasih kepada:

- Bapak Bambang Hermanto, sebagai guru saya dan sekaligus pembimbing karya akhir saya. Saya mengucapkan banyak terima kasih atas ilmu, waktu dan nasehat-nasehat hidup yang sangat berguna bagi saya saat perkuliahan di program S2 pada Program Studi Ilmu Manajemen Kekhususan *Banking and Finance* FEUI. Semoga Allah *Ta'ala* memberikan berkah dan manfaat atas ilmu yang diberikan kepada Bapak.
- Bapak Ruslan Prijadi, dan seluruh jajaran Staf program S2 pada Program Studi Ilmu Manajemen Kekhususan *Banking and Finance* FEUI yang telah membantu saya selama masa perkuliahan di Pasca FEUI.
- Ibu (Ranisma. H) dan Bapak (Burhanuddi. A), Istri saya (Dimmi Evona, SS) yang dengan sabar menemani dalam kehidupan saya selama ini dan juga kepada mertua saya (H. Nazirman Ali dan Hj. Evi Rianti) serta kakak yang selalu membimbing saya (Budi Gusfil Harmanedi, SPT, MSi. Erna

Yelmadia, SPd.Betmanida Jusningsih, AMd) kemudian keluarga besar di Kerinci saya mengucapkan banyak terima kasih atas semua dukungan dan do'anya.

- Bapak Hariyadi B Sukamdani, sebagai atas saya, terimakasih atas ilmu, arahan dan nasehat-nasehat hidup yang sangat berguna bagi saya. Teman-teman di Sahid (Hardadi Setiawan, Mufid Sarwodoyo, dan Rudi Sudrajat) terima kasih atas pengertiannya dan kerjasama selama ini.
- Ibu Rofikoh Rokhim terima kasih atas arahnya, Mr Iman Wahyudi atas bantuannya mengajarkan *adjustment Matrik* Transisinya dengan menggunakan metode *Hazard-rate* sehingga memudahkan saya mengolah data yang relatif cukup besar. Herman Saherudin alias Dosen Mudo dan M Basuki Muklish atas masukan dan referensi yang sangat berguna dalam penyelesaian karya akhir ini.
- Dan semua pihak yang telah membantu saya baik yang saya ketahui maupun tidak.

Saya berdo'a agar Allah *Ta'ala* memberikan petunjuk-Nya kepada kita semua dan kita meninggalkan dunia ini dalam keadaan berserah diri kepada Allah *Ta'ala*. Semoga shalawat dan salam semoga senantiasa Allah *Ta'ala* limpahkan kepada Muhammad *shalallahu alaihi wasallam*, keluarga beliau, shahabat, dan orang-orang yang mengikuti beliau hingga hari berbangkit tiba. Akhir kata: *Alhamdulillah rabbil 'alamin*.

Jakarta, ... Januari 2009



Belvia Harmayanto

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Belvia Harmayanto
NPM : 0606152163
Program Studi : Ilmu Manajemen
Departemen : Manajemen
Fakultas : Ekonomi
Jenis Karya Akhir : Tesis

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exzclusive Royalty-Free Right*) atas karya ilmiah yang berjudul :

KARAKTERISTIK PINJAMAN DAN PROYEKSI GAGAL BAYAR PADA BANK BPR XYZ : PENDEKATAN *HAZARD-RATE*, MATA RANTAI MARKOV, DAN LOGIT.

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkal data (database), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada Tanggal : 05 Januari 2009

Yang Menyatakan


(Belvia Harmayanto)

ABSTRAK

Nama : Belvia harmayanto
Program Studi : Ilmu Manajemen
Judul : Karakteristik Pinjaman dan Proyeksi Gagal Bayar Pada Bank
BPR XYZ : Pendekatan Hazard-rate, Mata Rantai Markov, dan
Logit.

Risiko kredit membahas mengenai kerugian yang disebabkan oleh kejadian gagal bayar nasabah. Inti pengukuran risiko kredit adalah pada penentuan probabilitas gagal bayar. Banyak pendekatan dan model dikembangkan atas dasar asumsi perhitungan probabilitas gagal bayar. Pemahaman menyeluruh atas karakteristik data kredit memungkinkan manajemen perbankan untuk melakukan analisis manajemen kredit yang komprehensif dan tepat guna. Dalam memahami karakteristik data, metode hazard rate dan model logit memberikan alternatif pemahaman berdasarkan analisis kualitas kredit nasabah. Kualitas kredit dipandang sebagai data-data yang berulang keterjadiannya dengan pola atau probabilitas perpindahan tertentu. Dengan pemahaman atas karakteristik repetisi keterjadian kualitas kredit nasabah, manajemen kredit perbankan dapat melakukan analisis yang komprehensif mengenai perilaku kualitas kredit nasabah dalam jangka pendek dan memproyeksikannya.

Melalui kombinasi mata kerja Markov dengan analisis deskriptif berdasarkan frekuensi keterjadian kualitas kredit, manajemen kredit perbankan akan dapat memformulasikan berbagai kebijakan kredit yang lebih terintegrasi dan tepat guna.

Kata Kunci: probabilitas gagal bayar, manajemen risiko kredit, kualitas kredit, intensitas transisi, mata rantai markov dan logit.

ABSTRACT

Name : Belvia harmayanto
Study Program : Management
Title : Loans Characteristics and Probability Of Default
Projection At Bank BPR XYZ : Hazard-rate, Markov Chain
and Logit.

Credit risk discusses about loss that caused by counterparty's default. The point of credit risk measurements is how to determine probability of default. Many approach developed base on asumption about probability of default. Understanding all characteristics of credit data, make possibility banking's management analyzing credit management comprehensively and efficiently. In understanding characteristic of data, Duration atau Hazard-rate Approach and logistic approach an alternative base on counterparty's credit quality analysis. Credit quality recognized as data that repetitively happened with specific trend or probability of tranition. Understanding about characteristic behaviour of repetition counterparty's credit quality, banking institution management can analyze comprehensively about counterparty's credit quality behaviour in short term and make projection.

Combining Markov chain with descriptive analysis base on frequency of credit quality event, banking institution management can formulate any credit policies more integrately and efficiently.

**Key words : Probability of default, credit risk management, credit kuality,
hazard-rate, markov chain and logit.**

DAFTAR ISI

HAI AMAN JUDUL.....	iv
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	ii
TANDA PENGESAHAN KARYA AKHIR	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	vix
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR SINGKATAN.....	xiv
DAFTAR LAMBANG.....	xv
1 PENDAHULUAN.....	01
1.1. Latar Belakang.....	01
1.2. Perumusan Masalah.....	07
1.3. Tujuan Penelitian.....	08
1.4. Lingkup Penelitian.....	09
1.5. Manfaat Penelitian.....	09
1.6. Sistematika Penulisan.....	10
II LANDASAN TEORI.....	12
2.1.1. Pengertian Risiko Kredit	12
2.1.2 Pendekatan Dalam Estimasi PD	13
2.1.2.1. Model Bentuk Tereduksi (reduced-form Model).....	13
2.1.2.2. Pendekatan Dalam Estimasi PD Menggunakan Metode Logit.....	16
2.2. Penelitian Sebelumnya.....	18

III METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1. Pendahuluan	21
3.2. Data dan Pengumpulan Data	21
3.3. Metodologi Analisis Data.....	23
3.3.1. Metodologi Perhitungan PD dengan Pendekatan Hazard Rate	23
3.3.2. Metodologi Perhitungan PD dengan Model Logit.....	32
3.4. Metodologi Penelitian dan Definisi Operasional.....	33
3.5. Pengujian Hipotesa.....	36
3.6. Langkah-langkah Penelitian.....	39
 IV ANALISIS	 41
4.1 Hasil Pengolahan Data.....	41
4.2. Statistik Deskriptif.....	43
4.2.1. Profil Risiko Kredit Berdasarkan Jenis Kelamin.....	43
4.2.2. Profil Risiko Kredit Berdasarkan Suku.....	45
4.2.3. Profil Risiko Kredit Berdasarkan Sektor Bisnis	47
4.3. Pembahasan Analisis PD <i>Hazard Rate</i>	49
4.3.1. Analisis Profil Risiko Nasabah	50
4.3.2. Profil Pribadi – dikaitkan dengan PD Hazard Rate (Jenis Kelamin) ...	51
4.3.3. Profil Pribadi – dikaitkan dengan PD Hazard Rate (Suku)	53
4.3.4. Profil Pribadi – dikaitkan dengan PD Hazard Rate (Sektor Bisnis)	60
4.4. Analisis Faktor Penentu PD Model Logit	63
 V PENUTUP	 73
5.1. Kesimpulan.....	73
5.2. Saran.....	76
 DAFTAR PUSTAKA	 77
 LAMPIRAN	 80

DAFTAR GAMBAR

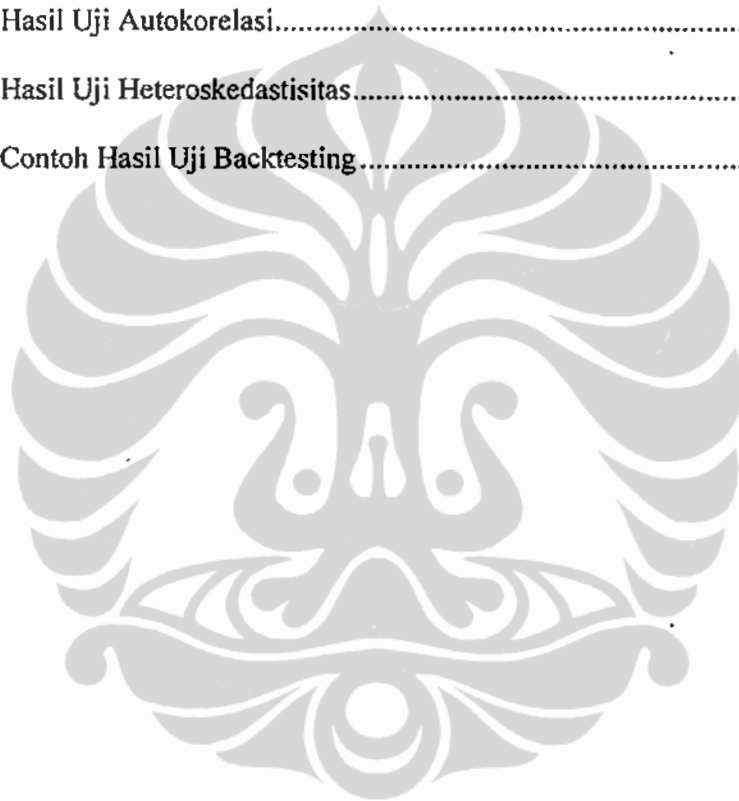
Gambar 4.1 Gambar Kerangka Konseptual	15
---	----



DAFTAR TABEL

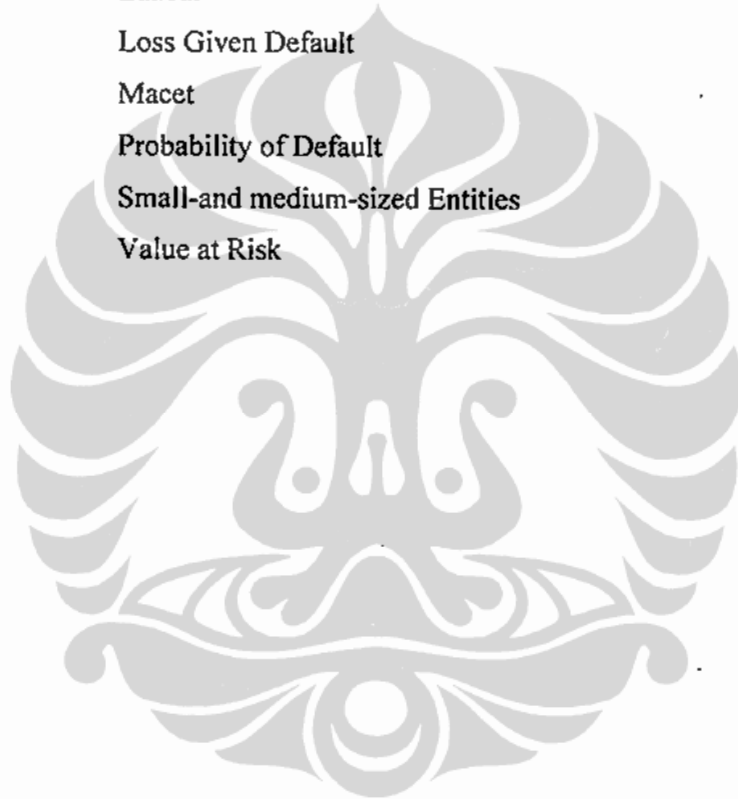
Tabel 3.1 Contoh Perhitungan $N_{i,j}(T)$	30
Tabel 3.2 Contoh Perhitungan $Y_i(t)$	31
Tabel 3.3 Contoh Perhitungan $\int Y_i(t)dt$	31
Tabel 3.4 Contoh Adjustment Matriks	33
Tabel 3.5 Contoh Matriks Generator.....	33
Tabel 3.6 Contoh Adjustment Matriks Generator.....	34
Tabel 4.1 Data Observasi Logit	43
Tabel 4.2 Data Observasi Pendekatan Hazard Rate	44
Tabel 4.3 Statistik Deskriptif Jenis Kelamin	45
Tabel 4.4 Statistik Deskriptif Suku	47
Tabel 4.5 Statistik Deskriptif Sektor Bisnis.....	50
Tabel 4.6 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan	52
Tabel 4.7 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Laki-laki)	53
Tabel 4.8 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Perempuan)	54
Tabel 4.9 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Batak).....	55
Tabel 4.10 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Betawi).....	56
Tabel 4.11 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Cina)	57
Tabel 4.12 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Jawa).....	57
Tabel 4.13 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Padang)	58
Tabel 4.14 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Sunda).....	59
Tabel 4.15 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Lain-lain).....	60

Tabel 4.16 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Perdagangan RM Hotel).....	61
Tabel 4.17 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Investasi Jasa Konsumtif).....	62
Tabel 4.18 Matriks probabilitas transisi 3 bulan ke depan (Lain-lain).....	63
Tabel 4.19 Hasil Uji Variabel dan Validitas Model.....	65
Tabel 4.20 Hasil Metode Backward Stepwise.....	66
Tabel 4.21 Hasil Uji Autokorelasi.....	67
Tabel 4.22 Hasil Uji Heteroskedastisitas.....	68
Tabel 4.23 Contoh Hasil Uji Backtesting.....	71



DAFTAR SINGKATAN

D	Diragukan
DPK	Dalam Pengawasan Khusus
EAD	Exposure At Default
EDF	Expected Default Function
IRB	Internal Rating Based
KL	Kurang Lancar
L	Lancar
LGD	Loss Given Default
M	Macet
PD	Probability of Default
SME	Small-and medium-sized Entities
VaR	Value at Risk



DAFTAR LAMBANG

b	penyesuaian jatuh tempo
B	matriks $G \times G$
C	total pembayaran perusahaan per unit waktu ke pemegang saham atau pemegang obligasi jika positif dan penerimaan perusahaan dari pembiayaan baru jika negatif
$d(i)$	pembagi terbesar (<i>greatest common divisor</i>) dari nilai bulat n agar $p_{ii}^n > 0$
dz	proses Gauss-Wiener standar
e	bilangan natural
f_i	probabilitas nasabah kembali ke rating i yang mana awalnya berasal dari rating i
I	matriks identitas
$\ln(x)$	logaritma natural untuk x
m_{ij}	<i>first passage time mean</i>
n	periode waktu
$N(x)$	fungsi distribusi komulatif untuk suatu variabel acak normal standar x , yakni probabilitas bahwa variabel acak normal dengan rata-rata 0 dan varian 1 kurang atau sama dengan x
N	jumlah kondisi yang mungkin terjadi dalam sistem, batas periode waktu observasi
N_i	jumlah perusahaan berada dalam rating i pada awal periode
N_{ij}	jumlah perusahaan yang pindah dari rating i ke rating j pada akhir periode
P	matriks transisi
P_A	PD peminjam
\hat{P}_{ij}	probabilitas perpindahan rating i ke rating j dalam periode waktu tertentu

P_T	<i>transient probabilities</i> atau matriks probabilitas transisi sementara
R	korelasi, rating (peringkat)
s_i	pangsa pasar perusahaan i
$s_{i,j}$	ekspektasi rata-rata waktu yang dihabiskan perusahaan pada rating j jika awalnya berasal dari rating i
S	matriks yang berisi eigenvector yang terkait
t	termin waktu observasi yang sama atau lebih pendek dari periode T
T	menunjukkan kurun periode perhitungan matrik transisi
T_k	waktu lompatan (<i>jump time</i>) dalam interval waktu $[s, t]$
u_t	vektor gangguan (<i>disturbance vector</i>) $G \times 1$, dengan $E(u_t) = 0$ dan $Var(u_t) = \Sigma$
V_{def}	nilai kritis di mana jika nilai aset di bawahnya akan mengalami gagal bayar
x_t	vektor $K \times 1$ dari variabel-variabel yang telah ditentukan (<i>predetermined variables</i>)
y_t	vektor $G \times 1$ dari variabel-variabel dependen bersama
$Y_i(t)$	porsi waktu (t) perusahaan-perusahaan yang berada dalam rating i selama periode T_k
Λ	matriks diagonal yang berisi <i>eigenvalue</i> matriks P , matriks generator $K \times K$
α	estimasi tingkat pengembalian perusahaan per unit waktu, parameter elastisitas masuk-keluarnya perusahaan dari industri dan perpindahan pangsa pasar dalam industri
Γ	matriks $G \times K$
σ^2	varian pengembalian perusahaan per unit waktu
∞	waktu tak terhingga
λ	rata-rata gagal bayar per periode ($\lambda = \sum_A P_A$)
$\lambda_0^d(t)$	baseline hazard rate process untuk gagal bayar

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pengertian Bank menurut pasal 1 Undang-undang Nomor 7 Tahun 1992 tentang perbankan sebagaimana telah diubah dengan Undang-Undang Nomor 10 Tahun 1998 adalah : "*Badan usaha yang menghimpun dana masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkan kepada masyarakat dalam bentuk kredit dan atau bentuk-bentuk lainnya dalam rangka meningkatkan taraf hidup masyarakat banyak*".

Adapun pengertian bank menurut *Global Association of Risk Professionals* (GARP) dan Badan Sertifikasi Manajemen Risiko (BSMR;2005); Bank adalah suatu lembaga yang telah memperoleh izin untuk melakukan kegiatan utama menerima deposito, memberikan pinjaman dan menerbitkan cek.

Berdasarkan pengertian dan kegiatan usaha yang dilakukan bank, menunjukkan kompleksitas bank sebagai lembaga keuangan. Kompleksitas tersebut dapat dilihat dari kelengkapan kegiatan usaha yang dapat dilakukan Bank yang mencakup fungsi dasar Bank sebagai lembaga keuangan depository (*depository financial institution*) dan menyalurkannya dalam bentuk pinjaman dan investasi sebagai bentuk fungsi intermediasi. Bank sebagai lembaga keuangan dalam menjalankan kegiatan guna mendapatkan hasil usaha (*return*) selalu dihadapkan pada risiko. Risiko yang mungkin terjadi dapat menimbulkan kerugian bagi Bank jika tidak dideteksi serta tidak dikelola sebagaimana mestinya. Untuk itu, Bank harus mengerti dan mengenal risiko-risiko yang mungkin timbul dalam melaksanakan kegiatan usahanya.

Risiko yang dikelola secara tepat dapat memberikan manfaat kepada Bank dalam menghasilkan laba. Terkait dengan pemahaman tentang risiko, terdapat tiga aspek penting yang perlu dipahami, yaitu : definisi risiko, peristiwa yang menyebabkan timbulnya risiko, serta kerugian yang ditimbulkan akibat risiko. *Basel Accord II* (2004), mengklasifikasi risiko sebagai berikut :

1. Risiko pasar (*market risk*)
2. Risiko kredit (*credit risk*)

3. Risiko Operasional (*operasional risk*)
4. risiko lainnya (*others risks*), risiko usaha (*business risk*), risiko strategis (*strategic risk*) dan risiko reputasi (*reputational risk*).

Metode pengukuran risiko kredit telah banyak dikembangkan. Masing-masing metode mengambil asumsi dan informasi yang berbeda-beda atas bank atau institusi yang akan diukur risikonya. Pendekatan tradisional adalah menggunakan sistem *rating credit* (Crouhy, 2001). Bank mengukur risiko nasabah berdasarkan atas *rating* kredit yang diberikan atas nasabah tersebut. Sistem *rating* ini telah memasukkan berbagai asumsi kondisi dan kualitas nasabah. Untuk menjamin independensi dan tingkat keyakinan atas hasil *rating* maka *rating* ini sebaiknya diberikan oleh lembaga pemeringkat independen seperti S&P, Moody, Perindo, dan sebagainya. Namun untuk mendapatkan *rating* ini membutuhkan dana yang tidak sedikit.

Banyak instansi keuangan dan non keuangan yang juga terus mengembangkan metode pengukuran risiko kredit. JP Morgan (CreditMetric, 1997) mendasarkan pengukurannya pada analisis migrasi *rating*, yakni probabilitas perpindahan dari satu *rating* kredit ke *rating* kredit lainnya dalam satu kurun waktu tertentu. Keakuratan metode ini tergantung pada dua hal, yakni bahwa semua nasabah yang berada dalam satu *rating* yang sama mempunyai probabilitas gagal bayar (*probability of default* atau PD) yang sama dan PD aktual nasabah sama dengan rata-rata PD historis.

Cheng (2004) melakukan penelitian untuk memprediksi kegagalan perusahaan yang terdaftar dari informasi non-finansial itu sendiri atau yang berhubungan dengan rasio finansial yang tersedia secara umum, dibandingkan dengan prediksi yang menghasilkan semata-mata dari rasio finansial. Penelitian ini memilih 31 perusahaan gagal dan 31 perusahaan yang tidak gagal. Perusahaan terdaftar pada TSE antara tahun 1995 – 2000. dengan hasil sebagai berikut :

1. Variabel keuangan dibagi menjadi model pada satu tahun sebelum gagal termasuk *return on asset, current ratio, long-term capital ratio to fixed asset,*

total asset turnover dan *cash reinvestment ratio*. Total Persentase kebenaran dari model keuangan ini adalah 79,03%, dengan penambahan tiga non-finansial variabel persentase kebenaran model naik menjadi 87,10%.

2. Variabel keuangan dibagi menjadi model dua tahun sebelum gagal adalah *return on total equity*, *current ratio*, *long-term capital ratio to fixed asset*, *total asset turnover* dan *inventory turnover*. Total Persentase kebenaran dari model keuangan ini adalah 77,42%. dengan penambahan tiga non-finansial variabel persentase kebenaran model tetap 77,24%.
3. Variabel keuangan dibagi menjadi model tiga tahun sebelum gagal adalah *net profit before taxes to capital issued*, *quick ratio*, *long-term capital ratio to fixed asset*, *total asset turnover* dan *times interest earned*. Total persentase kebenaran dari model keuangan ini adalah 66,13%, dengan penambahan tiga non-finansial variabel persentase kebenaran model naik menjadi 72,58%.

Gabriel dan Jesús (2002), mempelajari dampak yang dimiliki karakteristik tertentu dari pinjaman (yaitu kolateral, jatuh tempo, ukuran, jenis pinjaman dan kedekatan hubungan pelanggan-bank) pada tingkat kegagalan bayar. Hasil-hasil tersebut memungkinkan kita untuk membedakan antara berbagai pendekatan teoritis mengenai hubungan antara karakteristik pinjaman dan resiko kredit dan secara umum sesuai dengan bukti empiris yang jarang pada tingkat internasional. Akan tetapi, pada beberapa kasus ada perbedaan substansial yang mungkin memiliki asal-usul di dalam karakteristik tertentu dari sistem keuangan Spanyol. Penelitian ini menggunakan informasi pada lebih dari tiga juta pinjaman yang dimasuki oleh lembaga-lembaga kredit Spanyol atas siklus bisnis yang lengkap (1988 - 2000) yang dikumpulkan oleh register kredit *Bank of Spain (Central de Información de Riesgos)*. Disamping itu untuk kepentingan akademiknya, hasil penelitian ini berguna bagi supervisor perbankan yang tertarik di dalam lembaga-lembaga monitoring, resiko kredit dan regulator perbankan yang ingin menghubungkan kebutuhan dan penyediaan modal terhadap risiko yang dimiliki oleh bank.

Keberadaan kolateral dalam mereduksi resiko kredit adalah satu subyek yang telah menimbulkan cukup banyak perdebatan. Dari perspektif teoritis ada dua

interpretasi alternatif yang mendorong pada prediksi empiris yang berbeda. Pada satu sisi, kolateral yang dijanjikan oleh peminjam dapat membantu mengurangi masalah seleksi yang merugikan dan moral *Hazard* yang dihadapi oleh bank ketika memberikan pinjaman. Chan dan Thakor (1987), Peminjam risiko yang lebih rendah mau memberikan kolateral yang lebih banyak dan baik, dikarenakan risikonya yang lebih rendah berarti mereka lebih kecil kemungkinan untuk kehilangan koleteralnya.

Dengan demikian, kolateral dapat dijadikan sebagai sinyal yang memungkinkan bank untuk mengurangi masalah seleksi yang merugikan yang disebabkan oleh adanya ketidaksesuaian informasi antara bank dan peminjam. Dengan demikian, kolateral untuk membatasi masalah moral *Hazard* yang dihadapi oleh semua bank ketika mereka memberikan pinjaman, Oleh karena itu kolateral dapat dilihat sebagai satu instrumen yang memastikan perilaku baik para pihak peminjam, dikarenakan keberadaan dari ancaman yang *credible*. La Porta et al (1998). Atas dasar dua argumen yang dijelaskan diatas, pada tingkat empiris seseorang akan memperkirakan dan melihat hubungan yang negatif antara kolateral dan kegagalan sehingga peminjam yang memiliki risiko paling rendah adalah mereka yang menyediakan sebagian besar kolateral.

Meskipun demikian, situasi yang dijelaskan diatas kelihatannya berlawanan dengan persepsi umum diantara bankir, yang cenderung menghubungkan persyaratan untuk kolateral dengan risiko yang lebih besar. Saunders (1997) mengklaim bahwa peminjam yang terbaik tidak perlu menempatkan kolateral karena risiko kredit mereka adalah kecil. Ada juga argumen teoritis Manove (1999), yang mendukung kemungkinan bahwa lebih banyak kolateral menyebabkan lebih banyak pinjaman macet (*ex post credit risk*) atau PD yang lebih besar. Pertama-tama, jika bank-bank dilindungi dengan tingkat kolateral yang tinggi mereka memiliki lebih sedikit insentif untuk melakukan *screening* dan monitoring peminjam yang memadai. Kedua, terdapat *businessman* yang optimis yang mengecilkan peluang mereka untuk bangkrut dan mau menyediakan semua kolateral yang diminta pada mereka untuk mendapatkan kredit untuk membiayai proyek-proyek mereka. Prediksi empiris di

dalam kasus ini adalah bahwa seharusnya ada hubungan positif antara menjanjikan kolateral dan kegagalan bayar peminjam.

Waktu jatuh tempo pinjaman dapat juga mempengaruhi kemungkinan PD. Lebih lama waktu jatuh tempo, semakin besar risiko masalah yang dihadapi peminjam, (Jackson dan Perraudin, 1999). Flannery (1986), mengatakan bahwa waktu jatuh tempo adalah satu mekanisme alternatif untuk memecahkan masalah seleksi yang merugikan dan moral *Hazard* di dalam hubungan kredit. Dengan demikian, di dalam suatu situasi informasi yang tidak cocok, peminjam yang mengetahui bahwa perusahaannya memiliki kualitas kredit yang tinggi memilih untuk meminjam jangka pendek dari pada dikenakan peneliti untuk pinjaman jangka panjang, dimana ketidakpastian yang mengakibatkan premi risiko yang lebih tinggi. Peminjam dengan risiko yang lebih rendah akan memilih pembiayaan jangka-pendek, yang menunjukkan bahwa mereka memiliki usaha dengan risiko kecil. Dapat dikatakan semakin pendek jatuh tempo pinjaman, maka semakin rendah risikonya.

Disamping itu, secara teoritis waktu jatuh tempo pinjaman dapat dianggap sebagai satu karakteristik yang memberikan solusi pada masalah informasi dan memungkinkan para bankir untuk membebaskan disiplin yang lebih besar atas peminjam. Berger dan Udell (1988), memandang jatuh tempo pinjaman sebagai satu jenis perjanjian yang ekstrim. Menurut cara ini jika batas waktu adalah singkat, bank dapat merunding ulang kondisi-kondisi pinjaman. Dengan cara yang serupa dengan argumen Manove dan Padilla (2001), bahwa ada kemampuan substitusi antara kolateral dan ketelitian *screening*, keseimbangan ini dapat juga dipertimbangkan untuk dipegang di dalam kasus jatuh tempo: pinjaman jangka lebih pendek mendapatkan lebih sedikit *screening* yang teliti, dan sebaliknya, pinjaman jangka lebih panjang akan menjadi risiko yang lebih rendah, karena pinjaman tersebut akan dievaluasi lebih rinci lagi. Risiko kredit dan waktu jatuh tempo ditemukan berkaitan secara negatif (Berger dan Udell, 1999), tidak memiliki hubungan yang signifikan (Booth, 1992) dan berhubungan secara positif (Angbazo et al, 1998).

Besarnya pinjaman, pada sebagian besar kasus secara langsung berkaitan dengan jumlah peminjam, umur perusahaan, atau umur lama hubungan antara bank-

peminjam, dapat juga menjadi satu indikator risiko kredit. Pinjaman yang lebih kecil cenderung untuk melibatkan perusahaan-perusahaan kecil atau baru didirikan, yang risikonya lebih besar, oleh karena itu, jumlah pinjaman akan mengikuti pada tingkat kegagalan yang lebih tinggi. Sebaliknya, pinjaman pada perusahaan-perusahaan besar cenderung memiliki risiko yang lebih rendah karena kekuatan keuangan mereka yang lebih besar. Disamping itu, pinjaman skala besar cenderung mengalami banyak *screening* yang lebih ketat, dengan demikian mengakibatkan tingkat risiko kredit yang lebih rendah. Booth (1992) mendukung argumen ini.

Basel Committee dalam Basel II (2004) mengizinkan bank untuk menggunakan pendekatan IRB (*Internal Rating Based*) dalam mengukur risiko kredit bank. Bank diizinkan untuk melakukan estimasi atas probabilitas gagal bayar nasabah pada *Foundation IRB*. Bahkan dalam pendekatan *Advanced IRB*, bank dibolehkan untuk mengestimasi baik probabilitas ketika gagal bayar nasabah, nilai eksposur ketika terjadi gagal bayar (*Exposure at Default* atau EAD) dan kerugian yang ditanggung bank ketika terjadi gagal bayar (*Loss Given Default* atau LGD). Bank yang ingin mengadopsi pendekatan IRB ini harus mempunyai persyaratan yang diberikan regulator, di antaranya gudang data nasabah yang akurat dan mencukupi, kemampuan sumber daya manusia dan teknologi yang memadai, serta metode perhitungan PD, EAD, dan LGD yang dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

Wahyudi (2007), menghitung PD dengan membandingkan antara pendekatan frekuensi (*Cohort Approach*) dan pendekatan intensitas transisi (*Hazard-rate Approach*) menghasilkan matrik transisi yang diperoleh dari pendekatan transisi memiliki keunggulan dibandingkan dengan matriks transisi yang diperoleh dari pendekatan *Cohort* dalam rangka melakukan prediksi keterjadian perpindahan dalam periode mendatang, dan pendekatan *cohort* hanya melihat awal dan akhir *rating* nasabah sehingga pergerakan pada interval waktu observasi tidak dapat diamati dan tidak tercermin pada probabilitas transisi *rating*.

Dari penjelasan di atas, dapat dipahami bahwa banyak variabel yang mempengaruhi probabilitas gagal bayar nasabah dan terdapat berbagai pola hubungan di antara variabel tersebut. Pada penelitian ini, peneliti akan melakukan yang pertama

menghitung PD mengacu pada pendekatan IRB yang ditawarkan oleh *Basel II* (2004) dimana di Bank BPR XYZ telah ada data kualitas kredit atau *rating* dari setiap nasabah dengan data ini akan dilihat distribusi migrasi *rating* kredit dengan menggunakan *marcov chain process* yang mempunyai dua pendekatan yaitu pendekatan frekuensi (*Cohort Approach*) dan pendekatan intensitas transisi (*Duration atau Hazard rate approach*). Tapi dalam penelitian ini hanya menggunakan pendekatan intensitas transisi (*Duration atau Hazard rate approach*) karena lebih akurat dalam rangka melakukan prediksi keterjadian perpindahan dalam periode mendatang. Kedua akan melakukan data *minning* terhadap informasi karakteristik (keuangan dan non keuangan) setiap pinjaman yang diperoleh dari Bank BPR XYZ yang mempengaruhi PD dari suatu kredit. Karakteristik yang dimaksud disini untuk sementara waktu bisa di mitigasi seperti tingkat bunga, pendapatan nasabah perbulan, biaya yang di keluarkan nasabah perbulan, *maturity*, jumlah tanggungan, sektor bisnis, lokasi, suku, tingkat pendidikan, status, jenis kelamin, profesi, jumlah atau besarnya kredit.

Kemudian, penelitian ini ingin melihat dengan menggunakan pendekatan intensitas transisi (*Hazard-rate Approach*) bagaimana PD dari nasabah yang gagal dilihat dari segi jenis kelamin, suku, dan sektor bisnisnya. Kemudian dengan pendekatan Metode logit akan menguji faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi PD dari suatu kredit.

1.2. Perumusan Masalah

Hampir semua bank menggunakan *rating* dalam mengukur kualitas asetnya (Kredit). Di Indonesia, *rating* kualitas aset yang digunakan adalah L (lancar), DPK (dalam pengawasan khusus), KL (kurang lancar), D (diragukan) dan M (macet). Dalam definisi BI, aset yang dikategorikan gagal bayar jika berada pada ketiga *rating* terbawah (KL, D, dan M). Kualitas kredit nasabah bank bisa dilihat bergerak dalam suatu kurun waktu. Pergerakan kualitas ini tercermin pada *rating*-nya, sehingga kemungkinan gagal bayar nasabah dapat diprediksi melalui probabilitas transisi *rating* nasabah pada kurun waktu tertentu.

Dari penjelasan sebelumnya, probabilitas gagal bayar dihitung dengan metode *Hazard-rate Approach*, melalui pendekatan migrasi *rating* yang membutuhkan informasi mengenai *rating* masing-masing pinjaman setiap unit periode waktu. Bank BPR XYZ informasi pergerakan *rating* pinjaman telah diketahui. Kemudian PD dihitung melalui metode logit dengan melakukan data *minning* terhadap informasi karakteristik (keuangan dan no keuangan) setiap pinjaman yang diperoleh dari Bank BPR XYZ. Permasalahan dalam penelitian ini adalah bagaimana menghitung PD dengan informasi *rating* kredit yang telah ada informasinya di Bank BPR XYZ. Dan bagaimana mengeksplorasi berbagai faktor yang mempengaruhi PD dan menguji mana saja yang signifikan dengan menggunakan pendekatan data *minning* terhadap informasi karakteristik kredit yang berpengaruh terhadap risiko kredit.

Berdasarkan penjelasan di atas, Penulis mengajukan beberapa pokok masalah dalam penelitian ini, sebagai berikut :

1. Bagaimana komposisi portofolio kredit nasabah Bank BPR XYZ yang tercermin dalam analisis deskriptif nasabah sekarang? Dan bagaimana menjelaskannya dalam konteks mitigasi kredit?
2. Pendekatan *Hazard-rate Approach*, bagaimana perhitungan PD dari suatu nasabah dengan menggunakan data *rating* yang terdapat di Bank BPR XYZ dan konsekuensinya terkait dengan kondisi data *rating* di Indonesia?
3. Pendekatan data *mining* dengan metode logit, Apa saja variabel karakteristik suatu kredit yang mempengaruhi PD dari suatu nasabah dan bagaimana pengaruhnya?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk menguji secara empirik permasalahan risiko kredit pada Bank BPR XYZ, sebagai berikut :

1. Melakukan analisis komposisi portofolio kredit nasabah Bank BPR XYZ yang tercermin dalam analisis deskriptif nasabah sekarang dan menjelaskan dalam konteks mitigasi kredit.

2. Menghitung dan menjelaskan PD dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate Approach* dan konsekuensinya kondisi *rating* di Indonesia.
3. Menentukan variabel karakteristik suatu kredit yang mempengaruhi PD dari suatu nasabah berdasarkan pendekatan data *mining* dan bagaimana pengaruhnya.

1.4. Lingkup Penelitian

Menyadari adanya keterbatasan penulis dalam melakukan penelitian terkait dengan tujuan penelitian tersebut di atas, maka penulis memberikan beberapa batasan pokok dalam lingkup penelitian ini sebagai berikut:

1. Pembahasan aplikasi manajemen risiko kredit dan mitigasi risiko kredit dikaitkan pada hasil pengukuran PD dan analisis deskriptifnya. Dimana data-data terkait kondisi nasabah yang diperoleh dari Bank BPR XYZ dengan periode observasi Januari 2005 s/d Juni 2008.
2. Pengukuran PD menggunakan pendekatan intensitas transisi (*Duration* atau *Hazard approach*) dan pendekatan logit menggunakan variabel-variabel yang diperoleh dari data-data kondisi yang diperoleh dari Bank BPR XYZ dengan periode observasi Januari 2005 s/d Juni 2008.
3. Pendekatan pengukuran adanya konsentrasi risiko kredit nasabah menggunakan *entropy* (ukuran konsentrasi) untuk melihat perilaku nasabah dalam jangka panjang.
4. Pengolahan data menggunakan bantuan piranti lunak *microsoft_Excel*, *Visual Basic* dan *Eviews 5.1* untuk melakukan simulasi hasil.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan bermanfaat bagi :

1. Meskipun penelitian ini merupakan studi kasus dari sebuah bank yang relatif kecil ukurannya dalam peta perbankan di Indonesia, namun hasil penelitian diharapkan dapat dijadikan acuan awal dalam penelitian ke level keseluruhan perbankan BPR di Indonesia. Dalam penelitian ini, bank yang dijadikan unit

penelitian bergerak pada kredit menengah ke bawah, dan dapat dihasilkan indentifikasi variabel-variabel penentu gagal bayar dan pola hubungan antara variabel penentu dengan probabilitas gagal bayar.

2. Hasil pemetaan berbagai faktor penentu gagal bayar yang berguna dalam kebijakan mitigasi risiko kredit dapat digunakan oleh para praktisi perbankan dalam melakukan monitoring risiko kredit dengan mengetahui hubungan faktor penentu gagal bayar dan probabilitas gagal bayar.
3. Metodologi dalam penelitian ini dapat dijadikan acuan dalam perhitungan PD.
4. Bagi para akademisi, hasil penelitian dan metodologi penelitian ini dapat dijadikan sebagai tambahan literatur dan pengetahuan serta diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pengetahuan.

1.6. Sistematika Penulisan

Penulisan penelitian ini disusun dalam lima bab secara komprehensif. Bab pertama merupakan pendahuluan dari penelitian yang dilakukan. Bagian ini memberikan gambaran mengenai latar belakang dan permasalahan yang diteliti, tujuan, manfaat, lingkup penelitian yang menjelaskan batasan-batasan dalam penelitian ini, mamfaat yang dapat yang dapat diambil dari hasil penelitian, metodologi yang digunakan dalam penelitian, dan sistematika penulisan penelitian.

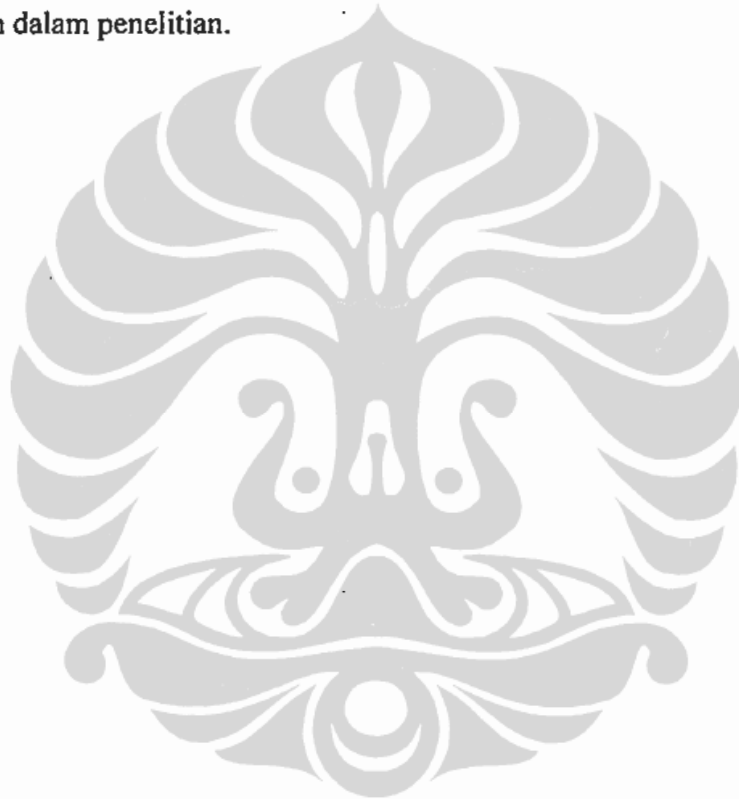
Bab kedua merupakan telaah pustaka atau studi literature kredit risiko, telah ini diambil dari beberapa penelitian, baik berupa buku, jurnal, artikel, dan literatur ilmiah lainnya yang diperoleh dari media cetak maupun media elektronik (internet) yang relevan dengan penelitian.

Bab ketiga berisikan metodologi penelitian yang terkait dengan pengumpulan dan pengolahan data serta rentang waktu sampel data yang digunakan dalam penelitian.

Bab empat berisi pengolahan data, asumsi-asumsi data yang mungkin digunakan dalam pengukuran risiko kredit Bank BPR XYZ, proses pengukuran PD nasabah Bank BPR XYZ, dan beberapa analisis lanjutan dalam rangka mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif dalam pengukuran dan aplikasi manajemen

kredit, seperti analisis konsentrasi nasabah terkait risiko kredit gagal bayar nasabah bersama. Pada bab ini penulis juga akan melakukan analisis deskriptif atas nasabah Bank BPR XYZ untuk mengetahui sebaran nasabah dan faktor penentu risiko kredit nasabah.

Bab lima menjelaskan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan. Hasil akhir yang diinginkan adalah suatu rekomendasi atas penggunaan metode yang digunakan dalam penelitian.



BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Landasan Teori

2.1.1. Pengertian Risiko Kredit.

Andrea dan andrea (2007), "*Credit risk*" refers to possibility that an unexpected change in a counterparty's creditworthiness may generate a corresponding unexpected change in market value of the associated credit exposure.

Surat Edaran Bank Indonesia No. 5/21/DPNP, risiko kredit adalah risiko yang terjadi akibat kegagalan pihak lawan (*counterparty*) memenuhi kewajibannya. Risiko kredit dapat bersumber dari berbagai aktivitas fungsional bank seperti perkreditan (penyediaan dana), tresuri dan investasi, dan pembiayaan perdagangan, yang tercatat dalam *banking book* maupun *trading book*.

Pinjaman yang dimaksud dalam pembahasan risiko kredit ini adalah aktiva produktif bank, yaitu alokasi dana Bank yang ditempatkan pada pihak lawan transaksi atau peminjam atau debitur (*counterparty of borrower*) dimana peminjam berkewajiban untuk mengembalikan dana pada waktu yang disepakati. Pengembalian dana dari pinjaman adalah berupa pokok pinjaman ditambah bunga atau bentuk hasil investasi lain. Berdasarkan *counterparty*, risiko kredit dapat dibagi dalam tiga kelompok, yaitu:

1. Risiko kredit pemerintahan (*sovereign credit risk*).
2. Risiko kredit korporat (*corporate credit risk*).
3. Risiko kredit konsumen (*retail customer credit risk*)

Risiko kredit konsumen adalah risiko kredit yang terkait dengan ketidakmampuan debitur perorangan dalam menyelesaikan pembayaran kreditnya. Saat ini banyak bank yang beranggapan bahwa pengelolaan kredit konsumen individu adalah sama pentingnya dengan kredit korporat, karena risiko yang ditimbulkan juga sama. Seiring dengan perkembangan pemberian kredit kepada konsumen, saat ini dibanyak negara teknik untuk menganalisis perorangan telah berubah karena bank telah bergerak jauh dalam proses peminjaman pada masing-masing cabang (*branch-based lending*) kepada proses pinjaman yang terpusat (*centralized lending*).

2.1.2. Pendekatan Dalam Estimasi PD

2.1.2.1. Model Bentuk Tereduksi (*reduced-form Model*)

Kebalikan dari pendekatan struktural, pendekatan *reduced-form* menempatkan gagal bayar atau pembayaran (*prepayment*) sebagai variabel eksogen yang mengikuti proses acak (*random process*) sehingga terminasi aktual selalu datang mengejutkan.

Seberapa jauh model *reduced-form* dapat menjelaskan kondisi sesungguhnya (aktual) ditunjukkan oleh seberapa jauh model *reduced-form* dapat dikembalikan ke bentuk strukturalnya (*recovery reduced-form model to structural model*). Dalam hal ini dapat dikatakan bahwa parameter struktural yang asli dapat diekspresikan secara unik dalam bentuk parameter yang diestimasi dalam model *reduced-form*. Salah satu syarat kondisi tersebut terpenuhi adalah untuk setiap variabel eksogen (*predetermined variabel*) model *reduced-form* yang dikeluarkan harus sama dengan jumlah variabel endogen model struktural yang dimasukkan.

Sebagaimana model struktural, model *reduced-form* juga banyak digunakan dalam melakukan estimasi PD. Beberapa pendekatan tersebut adalah :

1. Pendekatan Transisi *Rating* Kredit (*Credit Migration Approach*)

Pendekatan ini digunakan oleh JP Morgan dalam *CreditMetricsTM* (1997). Kualitas kredit perusahaan (nasabah) dicerminkan oleh *rating* kreditnya. Perpindahan *rating-rating* perusahaan dalam suatu kurun waktu digunakan sebagai dasar dalam perhitungan PD. Artinya bahwa PD merupakan informasi rata-rata kualitas perusahaan. Analisis migrasi *rating* merupakan analisis atas probabilitas perpindahan dari satu *rating* kredit ke *rating* kredit lainnya dalam satu kurun waktu tertentu. Keakuratan metode ini tergantung pada dua asumsi, yakni bahwa semua nasabah yang berada dalam satu peringkat yang sama mempunyai probabilitas gagal bayar yang sama dan probabilitas gagal bayar aktual nasabah sama dengan rata-rata probabilitas gagal bayar historis. Metode yang digunakan untuk menghitung PD berdasarkan pendekatan migrasi *rating* antara lain :

a. Pendekatan Frekuensi (*Cohort Approach*)

Pendekatan perhitungan matriks transisi dengan pendekatan *cohort* merupakan pendekatan yang paling sederhana. Pendekatan ini tidak memperhatikan bagaimana perubahan *rating* selama satu periode namun hanya melihat posisi akhir *rating*. Pendekatan ini mengabaikan asumsi distribusi atas pergerakan *rating* selama periode waktu tersebut.

Jika diketahui jumlah perusahaan N_i berada dalam *rating* i pada awal periode dan N_{ij} pindah dari *rating* i ke *rating* j pada akhir periode. Probabilitas perpindahan *rating* i ke *rating* j (\hat{P}_{ij}) dalam periode waktu tertentu dengan pendekatan *Cohort* dapat diperoleh persamaan berikut :

$$(\hat{P}_{ij}) = \frac{N_{ij}}{N_i}, \text{ dan } i \neq j \quad (2.1)$$

dimana N_i adalah jumlah perusahaan yang berpindah dari *rating* i pada awal periode dan N_{ij} adalah jumlah perusahaan yang berpindah dari *rating* i ke *rating* j pada akhir periode. Perhitungan matriks transisi *rating* (\hat{P}_{ij}) di atas tidak menggunakan kerangka kerja mata rantai Markov.

Sehingga rata-rata probabilitas transisi dalam kurun waktu tertentu diperoleh melalui persamaan berikut :

$$P_{ij}(T) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n P_{ij}(t) \quad (2.2)$$

dimana T menunjukkan kurun periode perhitungan matriks transisi, t menunjukkan periode waktu yang lebih pendek dari T ($t \leq T$), dan n menunjukkan jumlah periode t dalam T .

b. Pendekatan Intensitas Transisi (*Duration atau Hazard Rate Approach*)

Dalam pendekatan ini, perpindahan *rating* selama dalam periode horisontal (T) diperhitungkan dalam perhitungan probabilitas transisi *rating* perusahaan. Perusahaan yang pindah beberapa kali dari satu *rating* ke *rating* lainnya diperhitungkan untuk setiap porsi waktu perpindahannya, bahwa meskipun

hanya satu satuan waktu (t). Pendekatan *hazard rate* ini menggunakan kerangka kerja mata rantai Markov dengan mengasumsikan waktu kontinyu yang homogen dan hanya menggunakan *single stochastic* (matriks $K \times K$ yang setiap elemennya bernilai riil non negatif yang jumlah setiap baris atau kolom sama dengan 1).

Untuk menentukan matriks mata rantai Markov sebanyak N -tingkatan (N - *state*) didefinisikan bahwa tingkatan (*state*) ke-1 adalah *rating* terbaik (yakni *rating L*) dan demikian berurutan hingga tingkatan ke- N adalah *rating DPK*. Matriks P merupakan matriks transisi *rating* $N \times N$ dan matriks R_t adalah matriks $1 \times N$ pada periode t . Matriks *rating* pada 1 periode ke depan (R_1) diperoleh dengan persamaan berikut :

$$R_1 = R_0 \times P \quad (2.3)$$

untuk 2 dan 3 periode ke depan adalah :

$$R_2 = R_1 \times P = (R_0 \times P) \times P = R_0 \times P^2 \quad (2.4)$$

$$R_3 = R_2 \times P = (R_0 \times P^2) \times P = R_0 \times P^3 \quad (2.5)$$

Demikian seterusnya hingga kita peroleh matriks *rating* pada periode tak hingga (∞) sebagai berikut :

$$R_\infty = R_0 \times P^\infty \quad (2.6)$$

Dari ilustrasi di atas, ketetapan prediksi *rating* periode ke depan sangat ditentukan oleh matriks transisinya (P). Bahkan dalam kondisi yang tetap di waktu mendatang akan dapat diperoleh kondisi dimana matriks *rating* periode ke- N (R_N) sama dengan matriks *rating* periode sebelumnya (R_{N-1}). Hal ini dapat dituliskan sebagai berikut :

$$R_N = R_{N-1} \times P = R_0 \times P^{N-1} \quad (2.7)$$

Jaffry dan Til (2004) menjelaskan bahwa karena *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks transisi (P) yang sangat terkait dengan proses evolusi waktu dari matriks *rating* (*state vector*), matriks transisi (P) dapat dituliskan sebagai bentuk dekomposisi *eigenvalue*-nya sebagai berikut :

$$R_N = R_0 \times (S \times \Lambda \times S^{-1}) = R_0 \times (S \times \Lambda^{N-1} \times S^{-1}) \quad (2.8)$$

dimana nilai N dan $N-1$ mendekati waktu tak hingga (∞).

Namun yang perlu kita perhatikan adalah rangkaian proses evolusi waktu dari mata rantai Markov di atas hanya dapat dilakukan apabila terpenuhi asumsi-asumsi berikut :

1. Probabilitas transisi *rating* dari *rating* i ke *rating* j berjumlah 1 (satu).
2. Matriks transisi berlaku bagi semua partisipan (dalam hal ini adalah perusahaan yang di *rating*).
3. Matriks transisi bersifat tetap.
4. Kejadian *rating* bersifat independen artinya berpindahna nasabah dari *rating* i ke *rating* j bersifat independen dan tidak dipengaruhi kejadian pindah *rating* sebelumnya.
5. Dalam kondisi *steady-state* (kondisi keseimbangan dalam jangka panjang) akan diperoleh hasil bahwa $R_{i,j,N} = R_{i,j,N-1}$. Artinya bahwa probabilitas transisi hampir tidak memberikan pengaruh kepada perubahan *rating*.
6. Juga dalam kondisi *steady-state*, akan diperoleh hasil bahwa $R_{i,j,N} = R_{x,j,N}$ dan $R_{i,j,N-1} = R_{x,j,N-1}$ dimana $i \neq j \neq k$ dan $i, j, k = L, DPK, KL, D, M$. Artinya probabilitas keterjadian *rating* di jangka panjang akan sama saja dari manapun datangnya probabilitas keterjadian tersebut.

Proses evolusi waktu dari mata rantai Markov sebagaimana dijelaskan di atas dapat dilakukan ketika matriks transisi (P) telah didefinisikan. Sehingga pertama kita harus mendefinisikan matriks transisi (P) ini.

2.1.2.2. Pendekatan Dalam Estimasi PD Menggunakan Metode Logit.

Kuncoro (2001), memberikan penjelasan bahwa analisis logit digunakan terutama untuk menganalisis data kualitatif yang mencerminkan pilihan antara dua alternative. Atau untuk menguji apakah probabilitas terjadinya variabel terkait dapat diprediksi dengan variabel bebasnya.

Dalam penelitian ini, metode tersebut tepat untuk digunakan karena sesuai dengan tujuan penelitian yaitu untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi peluang gagal bayar (PD) terhadap suatu kredit. Yaitu pengaruh Interest Rate, Income, Saving, Maturity, Sektor Bisnis, Sektor lokasi Nasabah, Sektor Suku, Sektor education, Sektor Status, Jenis Kelamin, Sektor Profesi, Sektor Jumlah tanggungan dan jumlah kredit terhadap gagal bayar (PD) dari suatu Kredit.

Dalam hal itu, penelitian ini menentukan bahwa terpilihnya peluang gagal bayar (KL, D, dan M) ditentukan dengan 1 dan 0 jika selainnya (L dan DPK).

Model logit melakukan hal ini dengan menggunakan bentuk model fungsi probabilitas logistik sebagai berikut :

$$P_i = F(Z_i) = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{[1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots)]} \quad (2.9)$$

e merupakan logaritma natural dengan nilai 2.718 dan P_i adalah probabilitasnya. Nilai Z terletak diantara $-\infty$ dan $+\infty$ sedangkan nilai P_i terletak diantara 0 dan 1.

Model logit ini membuat probabilitas tergantung dari variable-variabel yang diobservasi, yaitu X_1 , X_2 , dan seterusnya. Variabel-variabel ini dikalikan dengan koefisien β_1 , β_2 , dan seterusnya. Tujuan estimasi dengan model ini adalah menentukan nilai terbaik bagi masing-masing koefisien. Bila koefisien suatu variabel ternyata positif berarti semakin tinggi nilai variabel tersebut dikaitkan dengan semakin rendahnya probabilitas bahwa $Y = 0$; dengan kata lain, semakin tinggi nilai suatu variabel berarti semakin tinggi probabilitas $Y = 1$.

Ghozali (2001), menyatakan bahwa metode ini tidak memerlukan asumsi normalitas data pada variabel bebasnya. Jadi regresi logit umumnya dipakai jika asumsi distribusi normal tidak dipenuhi.

Nachrowi (2005), memberikan pendefinisian metode logit sebagai berikut :

$$p_i = E(Y_i = 1 | X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_i)}} \quad (2.10)$$

atau

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} ; \text{dimana : } Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (2.11)$$

2.2. Penelitian Terdahulu

Peneliti dan Judul	Data	Variabel	Hasil
Beaver (1966), "Financial ratios as predictors of failure"	1954-1964. Proporsi sampel manufacturing dan non manufacturing yang pailit dan non pailit	30 rasio keuangan diklasifikasikan kedalam grup <i>cash flow ratios, net income ratios, debt to total asset ratios, liquid asset to total asset ratios, liquid asset to current debt ratios, dan turnover ratios</i>	Variabel rasio keuangan secara univariat dapat mengklasifikasikan antara perusahaan pailit dan non pailit untuk 1 sampai 5 tahun sebelum pailit. Semakin dekat saat pailit tingkat kesalahan klasifikasi semakin rendah.
Edward Altman (1968), "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy"	Observasi 1946-1966 digunakan sampel 33 perusahaan manufaktur di USA yang pailit dan 33 perusahaan tidak pailit.	<i>Working Capital /Total Assets, Retained Earning /Total Assets, Earning before Interest and Taxes /Total Assets, Market Value Equity/Book Value of Total Debt, Sales /Total Assets.</i>	Rasio-rasio keuangan <i>liquidity, solvency, dan profitability</i> bermanfaat dalam memprediksi kebangkrutan perusahaan dengan tingkat keakuratan yang semakin menurun seiring dengan semakin lamanya periode prediksi.

<p>Gabriel dan Jesús (2002), “<i>Loan Characteristics and Credit risk</i>”</p>	<p>Penelitian ini memilih 31 perusahaan gagal dan 31 perusahaan yang tidak gagal. Perusahaan terdaftar pada TSE antara tahun 1995 – 2000. yang dikumpulkan oleh register kredit <i>Bank of Spain (Central de Información de Riesgos)</i>.</p>	<p>Kolateral, jatuh tempo, ukuran, jenis pinjaman dan kedekatan hubungan pelanggan-bank.</p>	<p>Risiko gagal bayar berhubungan positif terdapat kolateral, waktu jatuh tempo dan ukuran pinjaman menunjukkan arti penting dari proses screening yang dilaksanakn pihak bank, hubungan bank dengan nasabah mempunyai arti nasabah hanya tergantung pada satu bank maka risiko kreditnya akan besar.</p>
<p>Cheng (2004), “<i>Using non-financial information to predict bankruptcy a study of public companies in taiwan international journal of management</i>”</p>	<p>31 perusahaan gagal dan 31 perusahaan yang tidak gagal di Taiwan.</p>	<p><i>Return on asset, current ratio, long-term capital ratio to fixed asset, total asset turnover dan cash reinvestment ratio</i></p>	<p>Variabel keuangan dibagi menjadi model pada satu, dua, dan tiga tahun sebelum gagal. Total Persentase kebenaran dari model keuangan ini valid, dengan penambahan tiga variabel non-finansial persentase kebenaran modelnya meningkat.</p>

<p>Hadad, Wimboh, dan Sarwendi (2004), "Model prediksi kepailitan bank umum di Indonesia".</p>	<p>Bank pailit dalam penelitian ini meliputi bank berstatus bank likuidasi (BDL), bank stop operasi (BSO), bank <i>take over</i> (BTO), bank beku kegiatan usaha (BBKU), dan bank merger. Data di ambil di Indonesia.</p>	<p>Rasio yang digunakan dalam penelitian adalah <i>Capital to deposit, equity to deposit, loans to equity, loans to capital, fixed assets to equity, fixed assets to capital, equity capital to total assets, net opening position to capital, return on equity, return on capital, liquidity risk, capital risk, credit risk, deposit risk, loans to assets, treasury securities to assets, other securities to assets, capital to assets, core deposits to total liabilities, non performing loans to total loans.</i></p>	<p>Model kepailitan bank berdasarkan laporan keuangan (ratio keuangan) dapat digunakan sebagai <i>early warning signal</i> artinya sinyal pailit atau tidak untuk 3 bulan kedepan dapat di prediksi.</p>
--	---	--	--

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Pendahuluan.

Bila merujuk pada berbagai pendekatan yang ditawarkan dalam perhitungan risiko kredit, diketahui bahwa semuanya berkuat pada metode perhitungan PD. JP Morgan (1997) menggunakan pendekatan migrasi *rating* (*rating migration*), Credit Suisse (1997) memodelkan PD langsung dari data PD dan volatilitas PD. KMV menggunakan model Merton (1974) dimana PD ditentukan oleh nilai *asset* nasabah, volatilitas, dan tingkat bunga bebas risiko. Kemudian dikembangkan Credit Scoring pada nasabah ritel baik menggunakan model probabilitas linear, model logit, model probit, dan analisis diskriminan (Altman dan Saunders, 1998) atau menggunakan model *neutral-network*, diagram pohon, dan sebagainya.

Dalam penelitian ini penulis menggunakan pendekatan migrasi *rating* dalam memprediksi PD. Hampir semua bank menggunakan *rating* dalam mengukur kualitas asetnya (termasuk pinjaman-kredit). Di Indonesia, *rating* yang digunakan (secara berurutan) adalah L (lancar), DPK (dalam pengawasan khusus), KL (kurang lancar), D (diragukan) dan M (Macet). Dalam defenisi yang disampaikan BI, aset dikatakan gagal bayar jika berada pada ketiga *rating* terbawah (KL, D, dan M). Meskipun beberapa perusahaan peminat menggunakan pendekatan *rating* dari S&P ataupun Moody's, seperti Pefindo dan lainnya. Selama kita konsisten atas defenisi *rating*, perbedaan ini tidaklah menjadi masalah yang signifikan.

Kualitas kredit nasabah bank dapat bergerak dalam suatu kurun waktu. Pergerakan kualitas ini tercermin pada *rating*. Kemungkinan gagal bayar nasabah dapat diprediksi melalui probabilitas transisi *rating* nasabah pada kurun waktu tertentu. Sampai saat inipun belum ada metode yang dijadikan konsensus untuk mengukur kevalitan prediksi probabilitas transisi yang diperoleh.

3.2. Data dan Pengumpulan Data

Penelitian dilakukan di Bank BPR XYZ berkantor di Propinsi Banten dan tidak mempunyai cabang di daerah lain. Data *rating* sebagai input dalam penelitian ini

diambil dari data *rating* nasabah Bank BPR XYZ.. Jumlah nasabah adalah sebagaimana jumlah nasabah Bank BPR XYZ pada periode pengambilan data, yakni sebanyak 662 nasabah. Periode pengambilan data *rating* adalah Januari 2005 – Juni 2008. Data *rating* ini merupakan data bulanan, artinya *rating* nasabah diperbaharui setiap satu bulan sekali melalui sistem *rating* internal Bank BPR XYZ. Selain data *rating*, penulis juga memperoleh data tingkat bunga, pendapatan nasabah perbulan, biaya yang di keluarkan nasabah perbulan, *maturity*, jumlah tanggungan, sektor bisnis, lokasi, suku, tingkat pendidikan, status, jenis kelamin, profesi, jumlah atau besarnya kredit.

Dalam penelitian ini, penulis mengasumsikan bahwa semua nasabah berada dalam satu portofolio kredit Bank BPR XYZ. Hal ini diperlukan untuk mempermudah melakukan perhitungan PD karena nasabah Bank BPR XYZ beberapa dari berbagai jenis eksposur sebagaimana yang dijelaskan dalam Basel II (Pendekatan IRB). Bila kita mengakuinya bahwa nasabah Bank BPR XYZ harus diperlakukan berdasarkan jenis eksposurnya maka PD pun juga harus dihitung per setiap eksposur.

Selain itu, ada beberapa perlakuan dalam penelitian ini terkait dengan kondisi data *rating* yang diperoleh sebagai berikut :

1. Sistem *rating* yang penulis gunakan adalah sebagaimana yang digunakan Bank BPR XYZ, yakni *rating* yang digunakan (secara berurutan) adalah L (lancar), DPK (dalam perhatian khusus), KL (kurang lancar), D (diragukan), dan M (macet). Dan nasabah dikatakan gagal bayar jika berada pada ketiga *rating* terbawah (KL, D, dan M).
2. Dari jumlah data 663 nasabah, ada 37 nasabah yang datanya kosong (lokasi, jenis kelamin, suku, tingkat pendidikan, status, tanggungan, profesi). dalam penelitian ini, 37 nasabah tersebut penulis keluarkan dari data yang akan diolah. Sehingga total data yang penulis gunakan adalah sebanyak 626 nasabah.
3. Meskipun sebagian nasabah pada sebagian besar periode waktu datanya kosong (terkait pada data *rating* dan lokasi, jenis kelamin, suku, tingkat pendidikan, status, tanggungan, profesi), penulis mengasumsikan bahwa nasabah telah keluar dari sistem *rating* internal Bank BPR XYZ dan data variabel yang akan diolah

untuk melihat PD dengan menggunakan metode logit. Namun untuk penelitian, penulis tetap menggunakan data nasabah tersebut dan memperlakukan ketidakadaan data *rating* (pada sebagian periode waktu) sebagai kondisi *Unrated*.

3.3. Metode Analisis Data

3.3.1. Metodologi Perhitungan PD dengan pendekatan *Hazard-rate*.

Berbagai deskripsi model perhitungan PD yang dijelaskan sebelumnya. Dalam penelitian ini, penulis akan menggunakan pendekatan model bentuk tereduksi (*reduced-form model*) dalam menghitung PD nasabah Bank BPR XYZ dibandingkan model struktural. Pemilihan pendekatan ini didasarkan atas beberapa alasan :

1. Meskipun model struktural memiliki basis intuisi ekonomi yang kuat, namun model ini mensyaratkan banyak asumsi yang sulit dipenuhi dalam kondisi data Indonesia, seperti :
 - Asumsi normalitas distribusi data.
 - Tersedianya pasar aset dan hutang yang efisien yang mencerminkan nilai asset perusahaan (nasabah) dan hutangnya.
 - Data input tidak langsung diperbolehkan dari data pasar, namun harus dihitung dengan metode estimasi sendiri.
 - Dan beberapa asumsi model Merton lainnya.
2. Model bentuk tereduksi cenderung lebih mudah dalam aplikasi karena data telah tersedia. Dalam pendekatan bentuk tereduksi, penulis memilih pendekatan yakni pendekatan intensitas transisi (*Hazard-rate Approach*) karena pendekatan ini memperhatikan bagaimana perubahan *rating* selama satu periode. Pendekatan ini juga mengasumsi distribusi atas pergerakan *rating* selama periode waktu tersebut. Sedangkan pendekatan Cohort tidak seperti itu hanya melihat posisi akhir *rating* dan mengabaikan asumsi distribusi atas pergerakan *rating* selama periode waktu tertentu.

Dalam pendekatan durasi, penulis membatasi hanya menggunakan durasi dengan asumsi waktu kontinyu yang homogen. Hal ini penulis lakukan karena pendekatan ini masih belum ada yang menggunakannya untuk kasus data di

Indonesia. Dan memang untuk durasi waktu kontinu yang non homogen cenderung menghasilkan hasil yang lebih memuaskan dalam perspektif *Basel Committee*. Namun karena keterbatasan penulisan, model ini tidak penulis pilih dalam penelitian ini.

Pendekatan durasi (*Hazard-rate Approach*) menggunakan kerangka kerja mata rantai Markov dengan mengasumsikan waktu kontinu dan homogen. Matriks transisi dari *rating* kredit dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$P_{(t)} = e^{(t \times \Lambda)} \quad (3.1)$$

Dimana Λ adalah matriks generator $K \times K$ yang digunakan untuk memperoleh matriks transisi. Fungsi eksponensial merujuk pada matriks eksponensial yang mana dirumuskan sebagai berikut :

$$e^{(t \times \Lambda)} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(t \times \Lambda)^k}{k!} = I + \frac{(t \times \Lambda)}{1!} + \frac{(t \times \Lambda)^2}{2!} + \dots + \frac{(t \times \Lambda)^{\infty}}{\infty!} \quad (3.2)$$

Namun jika pada $k = n$ matrik $(t \times \Lambda)^n$ bernilai nol (0) pada setiap elemennya, maka proses perhitungannya berhenti pada $k = n-1$. hal ini dirumuskan sebagai berikut :

$$e^{(t \times \Lambda)} = \sum_{k=0}^{n-1} \frac{(t \times \Lambda)^k}{k!} = I + \frac{(t \times \Lambda)}{1!} + \frac{(t \times \Lambda)^2}{2!} + \dots + \frac{(t \times \Lambda)^{n-1}}{(n-1)!} \quad (3.3)$$

Matriks eksponensial ini memiliki karakteristik sebagai berikut :

1. Berlaku bahwa $e^0 = I$, Di mana matrik I adalah matriks identitas
2. Juga berlaku hukum perkalian eksponensial bahwa $e^{ax} e^{bx} = e^{(a+b)x}$ dan $e^x e^{-x} = I$
3. Jika diperoleh hasil perkalian $AB = BA$ maka berlaku hubungan $e^A e^B = e^{A+B}$
4. Berlaku bahwa $e^{(x^T)} = (e^x)^T$ di mana x^T adalah matriks transpos dari matriks

x . Hal ini berarti jika matriks x simetris maka e^x juga simetris, dan jika matriks x adalah skew-simetris maka e^x adalah ortogonal.

Dalam persamaan di atas terlihat bahwa matriks transisi (P) merupakan fungsi waktu dari matrik generator (Λ). Horison waktu (t) nilainya tidak merujuk pada suatu ukuran waktu tertentu namun lebih ke arah arbitrase (dapat diperdebatkan). Dalam

penelitian ini digunakan horison waktu (t) adalah 1 bulanan. Sedangkan matriks generator (Λ) didefinisikan sebagai berikut (menggunakan definisi *rating* dari BI) :

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{L,L} & \lambda_{L,DPK} & \lambda_{L,KL} & \lambda_{L,D} & \lambda_{L,M} \\ \lambda_{DPK,L} & \lambda_{DPK,DPK} & \lambda_{DPK,KL} & \lambda_{DPK,D} & \lambda_{DPK,M} \\ \lambda_{KL,L} & \lambda_{KL,DPK} & \lambda_{KL,KL} & \lambda_{KL,D} & \lambda_{DPK,M} \\ \lambda_{D,L} & \lambda_{D,DPK} & \lambda_{D,KL} & \lambda_{D,D} & \lambda_{D,M} \\ \lambda_{M,L} & \lambda_{M,DPK} & \lambda_{M,KL} & \lambda_{M,D} & \lambda_{D,D} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Dimana :

$\lambda_{i,j} \geq 0$ untuk semua i dan j dimana $i \neq j$

$\lambda_{i,i} = -\sum_{j=L}^M \lambda_{i,j}$ artinya elemen yang berada dalam diagonal matriks harus

menyakinkan bahwa jumlah nilai barisan horisontal adalah nol (0).

Kedua hal di atas menunjukkan perilaku probabilitas waktu berada dalam *rating* i yang didistribusikan secara eksponensial dengan parameter λ_i , dimana $\lambda_i = \lambda_{i,j}$, dan probabilitas lompatan (*probability of jumping*) dari *rating* i ke *rating* j yang mana keterjadiannya sebesar $\frac{\lambda_{i,j}}{\lambda_i}$ (David Lando dan Torben M. Skodeberg, 2002).

Matriks generator (Λ) di atas dapat diperoleh dengan menggunakan pendekatan *estimator maximum likelihood* dengan asumsi waktu homogen dan kontinu yang diformulasikan sebagai berikut :

$$\lambda_{i,j} = \frac{N_{i,j}(T)}{\int_0^T Y_i(t) dt} \quad (3.5)$$

Dimana $N_{i,j}(T)$ menunjukkan jumlah perusahaan yang berpindah dari *rating* i ke *rating* j selama periode T dan $Y_i(t)$ menunjukkan porsi (t) perusahaan-perusahaan

yang berbeda dalam *rating i* selama periode T. $\int_0^T Y_i(t) dt$ sebagai penyebut mencakup semua perusahaan yang menghabiskan waktunya di *rating i*.

Banyak literatur yang mengansumsikan bahwa *rating* gagal bayar (yang ditunjukkan oleh *rating M* atau *rating D*) sebagai *absorbing state* baik dalam pendekatan *Cohort* maupun Durasi (Robert A. Jarrow, David Landon, dan Stuart M. Turnbull, 1997, Robert B. Israel, Jeffrey Truck dan Emrah Ozturkmen, 2003., Yusuf Jafry dan Til Schuermann, 2004). Namun, karena adanya beberapa data *rating* kredit perusahaan di Indonesia yang dapat berpindah dari *rating* gagal bayar ke *rating* non-gagal bayar maka dalam penelitian ini asumsi *rating* gagal bayar sebagai *absorbing state* tidak digunakan.

Untuk lebih memperjelas metodologi perhitungan probabilitas transisi dengan menggunakan pendekatan durasi (tingkat hazard) dengan asumsi waktu homogen dan kontinyu David Lando dan Torben M. Skodeberg (2002) memberikan ilustrasi yang cukup baik. Misalnya dalam suatu sistem *rating* hanya ada dua *rating* non-gagal bayar (A,B) dan ada satu *rating* gagal bayar (D). Dalam suatu observasi ada dua puluh perusahaan, yang mana pada awal periode 10 perusahaan berada dalam *rating* A dan 10 perusahaan pada *rating* B. Diasumsikan selama waktu horison 1 tahun observasi, satu perusahaan dengan *rating* A pindah ke *rating* B setelah 1 bulan dan tetap berada pada *rating* B sampai akhir tahun. Dan pada horison waktu yang sama, satu perusahaan yang berada pada *rating* B naik ke *rating* A setelah 1 bulan dan berada di *rating* A hingga akhir tahun. Dan satu perusahaan yang berada pada *rating* B mengalami gagal bayar setelah 6 bulan dan tetap berada pada *rating* D selama sisa tahun yang ada.

Metodologi perhitungan matrik probabilitas transisi *rating* portofolio Bank BPR XYZ dapat dirumuskan sebagai berikut :

1. Melakukan pemetaan atas data-data yang tersedia yang meliputi : nama (nomor) perusahaan / nasabah Bank BPR XYZ dan informasi *rating* setiap periode. (Contoh pemetaan Debitur dan *Rating*nya) sebagaimana berikut :

No Rek	Jan-05	Feb-05	Mar-05	Apr-05	Mei-05
001-0101-4-02-000529	NR	NR	NR	NR	NR
001-0101-4-03-000010	NR	NR	NR	NR	NR
130-00-000011	L	L	L	L	L
130-00-000044	L	L	L	L	L
130-00-000046	L	L	L	L	L

Sumber data diolah Sendiri

Sebagaimana didefinisikan sebelumnya, banyaknya (panjangnya) periode *rating* tergantung atas ketersediaan data dari Bank BPR XYZ. Selain itu, panjangnya periode juga ditentukan oleh definisi T . Definisi T akan menentukan besarnya nilai proporsi waktu untuk waktu t . Misalnya jika kita mendefinisikan bahwa T adalah 3 tahun 6 bulan dengan periode t tiga bulanan (kuartalan), maka besarnya nilai proporsi t bulanan adalah $\frac{1}{3}$. Sebagaimana dijelaskan dalam pendekatan durasi ini penulis juga akan menggunakan definisi T untuk mendapatkan probabilitas transisi 3 bulan ke depan digunakan definisi T adalah 14 kuartal.

- Menghitung $N_{ij}(T)$. Dihitung jumlah perusahaan/nasabah yang pindah untuk setiap *rating* i selama periode T (3 tahun 6 bulan). Misalnya berikut ini jumlah perusahaan yang awalnya berada pada *rating* L akan pindah pada empat bulan kedepan (dari posisi Januari 200-) adalah sebagai berikut :

Tabel 3.1 Contoh perhitungan $N_{ij}(T)$

Dari Kol Nasabah	Ke	Feb-05	Mar-05	Apr-05	Mei-05
L	NR	48	38	31	29
L	L	5	4	0	0
L	DPK	3	2	2	0
L	KL	9	3	5	1
L	D	1	1	1	1
L	M	0	0	0	0
Jumlah		66	48	39	31

Sumber data diolah sendiri

Demikian seterusnya untuk *rating-rating* lainnya. Jumlah perusahaan/nasabah yang berpindah dari *rating i* ke *rating i* tidak perlu diperhatikan. Karena pada akhirnya ketika menyusun matriks generatornya elemen $\lambda_{i,j}$ dijadikan sebagai elemen sisa untuk menjadikan syarat elemen baris sama dengan 1 (satu).

3. Menghitung $Y_i(t)$. Dihitung jumlah perusahaan/nasabah yang menempati *rating i* pada setiap porsi waktu t . Misalnya pada empat bulan kedepan (dalam posisi Januari 200-) adalah sebagai berikut :

Tabel 3.2 Contoh Perhitungan $Y_i(t)$

Kol Rek	Jan-05	Feb-05	Mar-05	Apr-05	Mei-05
L	12	31	47	53	60
DPK	3	3	2	2	1
KL	7	9	3	5	1
D	4	1	1	1	1
M	0	0	0	0	0
Jumlah	92	92	92	92	92

Sumber data diolah sendiri

4. Kemudian menghitung $\int_0^T Y_i(t) dt$. Nilai $\int_0^T Y_i(t) dt$ diperoleh dengan mengalikan setiap jumlah perusahaan/nasabah pada setiap *rating i* ($Y_i(t)$) dengan porsi waktu t . Karena dalam penelitian ini t yang digunakan adalah kurtalan maka porsi waktu perbulannya adalah $\left(\frac{1}{3}\right)$. Jadi $Y_i(t)$ sebagaimana dalam tabel 3.2 di atas dapat dinyatakan dalam porsi waktu sebagai berikut :

Tabel 3.3 Contoh perhitungan $\int_0^T Y_i(t)dt$

Kol Rek	Jan-05	Feb-05	Mar-05	Apr-05	Mei-05
L	4,00000	10,33333	15,66667	17,66667	20,00000
DPK	1,00000	1,00000	0,66667	0,66667	0,33333
KL	2,33333	3,00000	1,00000	1,66667	0,33333
D	1,33333	0,33333	0,33333	0,33333	0,33333
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Jumlah	30,66667	30,66667	30,66667	30,66667	30,66667

Sumber data diolah sendiri

6. Mengestimasi matrik generator. Elemen matriks generator (Λ) sebagaimana dalam persamaan 3.2 diestimasi menggunakan pendekatan estimator *maximum likelihood* dengan asumsi waktu homogen dan kontinu yang diformulasikan sebagaimana dalam persamaan 3.5 berikut :

$$\lambda_{i,j} = \frac{N_{i,j}(T)}{\int_0^T Y_i(t)dt}$$

dimana :

$$\lambda_{i,j} \geq 0 \text{ untuk semua } i \text{ dan } j \text{ dimana } i \neq j$$

$$\lambda_{i,i} = -\sum_{\substack{j=L \\ j \neq i}}^M \lambda_{i,j}$$

7. Melakukan adjustment terhadap matrik generator dengan menghilangkan *no rating* (NR). Dengan langkah yang mengacu pada tabel 3.4 di bawah, sebagai berikut:
- melakukan penjumlahan dari $N_{ij}(T)$ untuk mendapatkan nilai sel C8 (C8= SUM(C2:C7)).
 - Memproporsikan nilai $N_{ij}(T)$ pada sel C2:C7 terhadap sel C8 untuk menghasilkan sel D2:D7, misalnya D2=(C2/C8).
 - Sel D2:D7 akan dihilangkan porsi perpindahan *rating L* ke *rating NR*.

- d. Menjumlahkan kembali sel E3:E7 untuk mendapatkan sel E8 ($E8 = \text{SUM}(E3:E7)$).
- e. Karena Sel E8 tidak berjumlah 100% maka diperlukan adjustment, cara dengan memproporsikan sel E3:E7 terhadap sel E8 agar hasil persentase pada sel F8 sama dengan 100%, misalnya $F3 = (E3/E8)$.
- f. sel F3:F7 akan digunakan untuk *adjustment* pada matrik Generator.

Tabel 3.4 Contoh *Adjustment*

	a	b	c	d	e	f
1	Dari Kol Nasabah	Ke	Jumlah	Adjusment Matriks Generator		
2	L	NR	102	0,0491		
3	L	L	1.951	0,9397	0,9397	0,9883
4	L	DPK	5	0,0024	0,0024	0,0025
5	L	KL	0	0	0	0
6	L	D	17	0,0081	0,0081	0,0086
7	L	M	1	0,0004	0,0004	0,0005
8	L	NR	2.076	1	0,95086	1

Sumber data diolah sendiri

Langkah-langkah selanjutnya mengacu pada tabel 3.5:

- g. Sel B2 pada tabel 3.5 akan dihilangkan porsi perpindahan *rating L* ke *rating NR*.
- h. Menjumlahkan kembali sel C2:G2 untuk mendapatkan sel H2 ($H2 = \text{SUM}(C2:G2)$).
- i. Karena Sel H2 tidak berjumlah 100% maka diperlukan adjustment, caranya dengan memproporsikan sel B2:G2 dikali dengan sel F3:F7 pada tabel 3.4 dan ditambahkan sel C2:G2 sehingga diperoleh hasil pada sel B2:F2 pada tabel 3.6 ($B2:F2(\text{tabel 3.6}) = C2:G2 + (B2:G2 * F3:F7(\text{tabel 3.4}))$).

Tabel 3.5 Contoh Metriks Generator

	a	b	c	d	e	f	g	h
1	Kol Nasabah	NR	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
2	L	0,1408	-0,2535	0,0422	0,0140	0,0563	0,0000	0,0000

Sumber data diolah sendiri

Tabel 3.6 Contoh Matris Generator *Adjustment*

	a	b	c	d	e	f	G
1	Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
2	L	-0,1182	0,0443	0,0147	0,0591	0,0000	0,0000

Sumber data diolah sendiri

8. Menghitung matrik transisi *rating* nasabah. Matriks transisi ini diperoleh melalui persamaan 3.1 berikut :

$$P_{(t)} = e^{(t \times \Lambda)}$$

Matriks transisi merupakan matriks eksponensial dari matriks generatornya yang hasil *adjustment*. Untuk memperoleh matriks transisi digunakan persamaan 3.2 berikut :

$$e^{(t \times \Lambda)} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(t \times \Lambda)^k}{k!} = I + \frac{(t \times \Lambda)}{1!} + \frac{(t \times \Lambda)^2}{2!} + \dots + \frac{(t \times \Lambda)^{\infty}}{\infty!}$$

atau jika $k = n$ matrik $(t \times \Lambda)^n$ bernilai nol (0) pada setiap elemennya, maka proses penghitungannya berhenti pada $k = n - 1$. sehingga digunakan persamaan 3.3 berikut :

$$e^{(t \times \Lambda)} = \sum_{k=0}^{n-1} \frac{(t \times \Lambda)^k}{k!} = I + \frac{(t \times \Lambda)}{1!} + \frac{(t \times \Lambda)^2}{2!} + \dots + \frac{(t \times \Lambda)^{n-1}}{(n-1)!}$$

3.3.2. Metodologi Perhitungan PD dengan Metode Logit

Kuncoro(2001), memberikan penjelasan bahwa analisis logit digunakan terutama untuk menganalisis data kualitatif yang mencerminkan pilihan antara dua alternative. Atau untuk menguji apakah probabilitas terjadinya variabel terkait dapat diprediksi dengan variabel bebasnya.

Dalam penelitian ini, metode tersebut tepat untuk digunakan karena sesuai dengan tujuan penelitian yaitu untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi peluang gagal bayar (PD) terhadap suatu kredit. Yaitu pengaruh *interest rate*, *income*, *saving*, *maturity*, sektor bisnis, sektor lokasi nasabah, sektor suku, sektor *education*, sektor status, jenis kelamin, sektor profesi, sektor jumlah tanggungan dan jumlah kredit terhadap gagal bayar (PD) dari suatu Kredit.

Dalam hal itu, penelitian ini menentukan bahwa terpilihnya peluang gagal bayar (KL, D, dan M) ditentukan dengan 1 dan 0 jika selainnya (L dan DPK).

Model logit melakukan hal ini dengan menggunakan bentuk model fungsi probabilitas logistik sebagai berikut :

$$P_i = F(Z_i) = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{[1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots)]} \quad (3.6)$$

e merupakan logaritma natural dengan nilai 2.718 dan P_i adalah probabilitasnya. Nilai Z terletak antara $-\infty$ dan $+\infty$ sedangkan P_i terletak diantara 0 dan 1.

Model logit ini membuat probabilitas tergantung dari variable-variabel yang diobservasi, yaitu X_1 , X_2 , dan seterusnya. Variabel-variabel ini dikalikan dengan koefisien β_1 , β_2 , dan seterusnya. Tujuan estimasi dengan model ini adalah menentukan nilai terbaik bagi masing-masing koefisien. Bila koefisien suatu variabel ternyata positif berarti semakin tinggi nilai variabel tersebut dikaitkan dengan semakin rendahnya probabilitas bahwa $Y = 0$; dengan kata lain, semakin tinggi nilai suatu variabel berarti semakin tinggi probabilitas $Y = 1$.

Ghozali (2001), menyatakan bahwa metode ini tidak memerlukan asumsi normalitas data pada variabel bebasnya. Jadi regresi logit umumnya dipakai jika asumsi distribusi normal tidak dipenuhi.

Nachrowi (2005), memberikan pendefinisian metode logit sebagai berikut :

$$P_i = E(Y_i = 1 | X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_i)}} \quad (3.8)$$

atau

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} ; \text{dimana : } Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (3.7)$$

3.4. Metode Penelitian dan Definisi Operasional dari Metode Logit.

Model Logit yang akan digunakan dalam penelitian ini dengan memasukan variabel-variabel penentu gagal bayar adalah sebagai berikut :

$$Z_i = \log(P_i / 1 - P_i) = \alpha + \beta_1 \text{RATE} + \beta_2 \text{INCOME} + \beta_3 \text{SAVING} + \beta_4 \text{MATURITY} + \beta_5 \text{DSEKTOR} + \beta_6 \text{DLOCATION} + \beta_7 \text{DSUKU} + \beta_8 \text{DEDUCATION} + \beta_9 \text{DSTATUS} + \beta_{10} \text{DKELAMIN} + \beta_{11} \text{DPROSES} + \beta_{12} \text{TANGGUNGAN} + \beta_{13} \text{KREDIT}$$

dimana definisi operasional variabel-variabel penentu gagal bayar adalah sebagai berikut :

No	Variabel	Keterangan
1	DEF	Bernilai 1 jika terjadi gagal bayar (KL,D, dan M) dan 0 jika selainnya (L dan DPK)
2	RATE	Margin (bunga) kredit yang disetujui
3	INCOME	Pendapatan nasabah perbulan
4	SAVING	Pendapatan nasabah perbulan - Total pengeluaran nasabah perbulan selain pembayaran pokok dan bunga pinjaman
5	MATURITY	Waktu selesai kontrak – waktu awal kontrak
6	DSEKTOR	Variabel dummy untuk sektor bisnis, dimana 1=investasi, 2=jasa,3=konsumtif, 4=perdagangan.
7	DLOCATION	Variabel dummy untuk sektor Lokasi, dimana 1= Balaraja, 2=Bogor, 3=Cikupak, 4=Cisoka, 5=Jakarta, 6=Jayanti, 7=Kec.Mauk, 8=Kemiri, 9=Kresek, 10=Panongan, 11=Tangerang, 12=Tangerang
8	DSUKU	Variabel dummy untuk sektor Demografis, dimana 1=Batak, 2=Betawi, 3=Cina, 4=Jawa, 5=Padang, 6=Sunda
9	DEDUCATION	Variabel dummy untuk sektor Pendidikan, dimana 1=D3 &D2, 2=S1, 3=SD, 4=SLTA, 5=SLTP
10	DSTATUS	Variabel dummy untuk sektor Status, dimana 1=Janda, 2=Kawin, 3=Lajang.
11	DKELAMIN	Variabel dummy untuk sektor Kelamin, dimana 1=Laki-laki, 2=Perempuan
12	DPROFESI	Variabel dummy untuk sektor Profesi, dimana 1=Karyawan, 2=Pensiunan, 3=PNS, 4=Wirasuasta.
13	TANGGUNGAN	Variabel dummy untuk sektor Tanggungan, dimana 1=2, 2=3, 4=5, 5=6, 6=7.
14	KREDIT	Jumlah kredit yang disetujui

Langkah-langkah Uji t:

Desain hipotesa:

$$H_0: \beta_0 = 0$$

$$H_1: \beta_0 \neq 0$$

Daerah signifikansi:

$\alpha = 5\%$, karena merupakan uji dua arah, maka daerah signifikansinya adalah 2,5% kiri dan 2,5% kanan.

Statistik uji t:

$$t_{uji} = \frac{b_i - \beta_0}{se(b_i)}$$

dimana,

b_i = Koefisien variabel independen

β_0 = Koefisien konstanta

$se(b_i)$ = Standar error koefisien variabel independen

Kriteria keputusan:

Tolak H_0 jika nilai probabilitas H_0 lebih kecil dari 2.5% tapi H_A diterima.

Langkah-langkah Uji LR:

Desain hipotesa:

$$H_0: \beta_0 = 0$$

$$H_1: \beta_0 \neq 0$$

Daerah signifikansi:

$\alpha = 5\%$, karena merupakan uji satu arah, maka daerah signifikansinya adalah 5%.

Statistik uji LR :

$$LR = -2(l_r - l_u)$$

dimana,

LR = Log likelihood ratio

l_r = log likelihood unrestricted

l_u = log likelihood restricted

Kriteria keputusan:

Tolak H_0 jika nilai probabilitas H_0 lebih kecil dari 5% tapi H_A diterima.

Dengan melakukan uji t dan uji LR (*log likelihood ration*) sekaligus peneliti bisa menguji apakah ada multikolonieritas diantara variabel indenpenden. Indikasi terdapatnya multikolonieritas di variabel indenpenden adalah uji t atas variabel indenpenden semua signifikan tapi uji LR (*log likelihood ration*) tidak signifikan.

Langkah-langkah Uji Autokorelasi:

Desain hipotesa:

$$H_0: \beta_0 = 0$$

$$H_1: \beta_0 \neq 0$$

Daerah signifikansi:

$\alpha = 5\%$, karena merupakan uji dua arah, maka daerah signifikansinya adalah 2,5% kiri dan 2,5% kanan.

Statistik uji Autokorelasi :

$$Q_{LB} = T(T+2) \sum_{j=1}^k \frac{\tau_j^2}{T-j}$$

dimana,

Q_{LB} = *Ljung-Box Q-statistics*

T = *jumlah observasi*

τ_j^2 = *autokorelasi ke j*

Kriteria keputusan:

Tolak H_0 jika nilai probabilitas H_0 lebih kecil dari 2.5% tapi H_A diterima.

Uji Heteroskedastisitas dilakukan pada residual kudrat (e_i^2). Sedangkan langkap pengujiannya sama dengan Autokorelasi. Tapi perbedaanya autokorelasi dilakukan dilakukan pada residualnya saja (e_i).

3.5. Pengujian Hipotesis.

Pengujian ini dilakukan untuk melihat pengaruh variabel bebas terhadap peluang keputusan privatisasi.

4.4.1. RATE berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, RATE tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, RATE berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

4.4.2 INCOME berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, INCOME tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, INCOME berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

4.4.3 SAVING berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, SAVING tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, SAVING berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

4.4.4 MATURITY berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, MATURITY tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, MATURITY berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

4.4.5 DSEKTOR berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DSEKTOR tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DSEKTOR berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

4.4.6 DLOCATION berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DLOCATION tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DLOCATION berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

4.4.7 DSUKU berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DSUKU tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DSUKU berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

4.4.8 DDEDUCATION berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DDEDUCATION tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DDEDUCATION berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

4.4.9 DSTATUS berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DSTATUS tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DSTATUS berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

4.4.10 DKELAMIN berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DKELAMIN tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DKELAMIN berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

4.4.11 DPROFESI berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DPROFESI tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DPROFESI berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

4.4.12 DTANGGJUNGAN berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DTANGGUNGAN tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DTANGGUNGAN berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

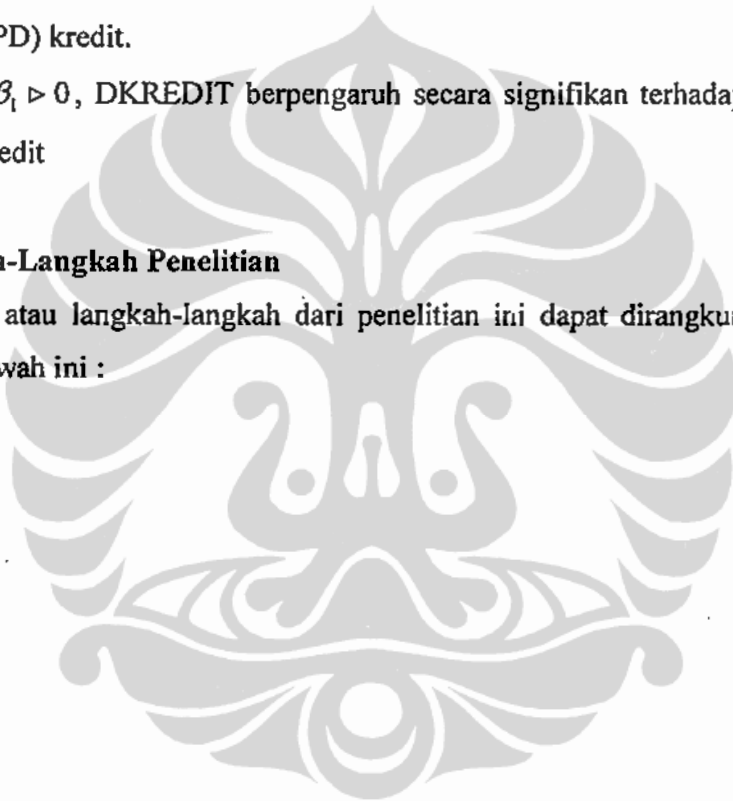
4.4.13 DKREDIT berpengaruh positif terhadap gagal bayar (PD) kredit.

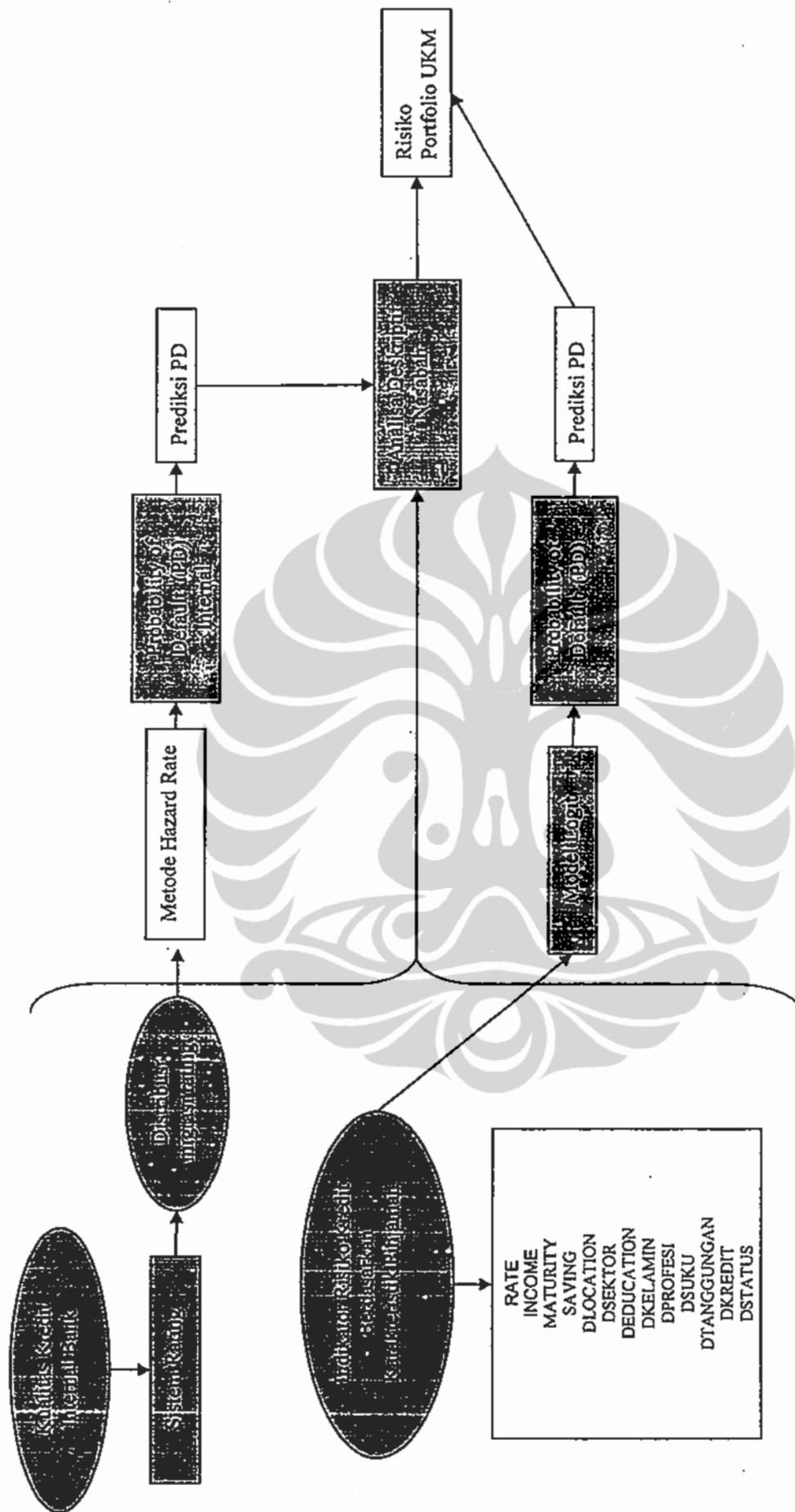
$H_{10} : \beta_1 \leq 0$, DKREDIT tidak berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit.

$H_{1A} : \beta_1 > 0$, DKREDIT berpengaruh secara signifikan terhadap gagal bayar (PD) kredit

3.6. Langkah-Langkah Penelitian

Setiap tahap atau langkah-langkah dari penelitian ini dapat dirangkum dalam satu Gambar dibawah ini :





Gambar 4.1 Kerangka Konseptual

BAB IV

ANALISIS

4.1. Hasil Pengumpulan Data

Bank BPR XYZ yang beroperasi di Propinsi Banten dan tidak mempunyai cabang di Indonesia memberikan informasi data yang ada hanya periode observasi dari Januari 2005 sampai dengan Juni 2008, Nasabah yang terdaftar adalah sebanyak 958 nasabah. Dalam proses seleksi data sesuai dengan tujuan penelitian, terdapat nasabah yang memiliki nomor rekening ganda, hal ini diakibatkan oleh ada perubahan sistem internal di Bank BPR XYZ, maka jumlah nasabahnya menjadi 663 nasabah. Daftar data *missing* dapat dilihat pada tabel, sebagai berikut :

Tabel. 4.1 Data Observasi Logit

Ket	Jumlah Data Awal	Missing Data	Data Observasi
RATE	663	0	663
INCOME	663	0	663
SAVING	663	0	663
MATURITY	663	0	663
TANGGUNGAN	663	15	648
DSEKTOR	663	0	663
DLOCATION	663	11	652
DSUKU	663	15	648
DEDUCATION	663	15	648
DSTATUS	663	15	648
DKELAMIN	663	10	653
DPROPESI	663	16	647
CREDIT	663	0	663

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari 663 observasi terdapat 27 observasi yang *missing* nilai dari minimal 1 variabel penelitian, sehingga jumlah observasi yang peneliti gunakan menjadi 626 observasi.

Sedangkan untuk pendekatan *Hazard-rate* variabel yang digunakan hanya *rating* kolektibilitas. Persebaran data *missing* pada setiap bulan dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.2 Data Observasi Pendekatan *Hazard-rate*

Bulan	Data Awal	Data <i>Missing</i>	Data Observasi	Bulan	Data Awal	Data <i>Missing</i>	Data Observasi
Jan-05	663	488	175	Okt-06	663	285	378
Feb-05	663	449	214	Nop-06	663	285	378
Mar-05	663	424	239	Des-06	663	274	389
Apr-05	663	399	264	Jan-07	663	284	379
Mei-05	663	379	284	Feb-07	663	295	368
Jun-05	663	345	318	Mar-07	663	298	365
Jul-05	663	328	335	Apr-07	663	306	357
Agust-05	663	308	355	Mei-07	663	555	108
Sep-05	663	295	368	Jun-07	663	545	118
Okt-05	663	276	387	Jul-07	663	542	121
Nop-05	663	299	364	Agust-07	663	535	128
Des-05	663	303	360	Sep-07	663	523	140
Jan-06	663	299	364	Okt-07	663	509	154
Feb-06	663	289	374	Nop-07	663	490	173
Mar-06	663	297	366	Des-07	663	332	331
Apr-06	663	300	363	Jan-08	663	340	323
Mei-06	663	325	338	Feb-08	663	344	319
Jun-06	663	290	373	Mar-08	663	353	310
Jul-06	663	295	368	Apr-08	663	364	299
Agust-06	663	294	369	Mei-08	663	468	195
Sep-06	663	282	381	Jun-08	663	473	190

Sumber : Hasil pengolahan data.

Data *rating* dia atas akan peneliti jadikan sebagai data observasi pada perhitungan *Probability of Default* dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate*. Pada tabel di atas terlihat jelas data *missing* cukup besar dibandingkan dengan total observasi. Hal ini disebabkan karena sebagian observasi belum memiliki *rating* dan kredit yang telah selesai atau lunas sehingga tidak diberikan *rating* lagi.

4.2. Statistik Deskriptif

Tujuan analisa deskriptif, dalam penelitian ini, adalah untuk memberikan gambaran umum profil risiko. Analisis deskriptif ini meliputi analisa rata-rata, dan standar deviasi. Rata-rata menunjukkan nilai ekspektasi dari variabel penentu gagal bayar terkait variabel kontrolnya. Variabel kontrol yang digunakan adalah jenis kelamin, suku bangsa, dan sektor usaha.

4.2.1. Profil Risiko Kredit Berdasarkan Jenis Kelamin

Konsentrasi kredit berdasarkan jenis kelamin kalau ditinjau dari tingkat pendidikan, dapat dilihat pada tabel 4.3 adalah nasabah laki-laki lebih condong konsentrasinya pada tingkat pendidikan SLTA, sedangkan nasabah perempuan lebih terkonsentrasi pada tingkat pendidikan SLTA juga. Kemudian kalau di lihat dari sisi profesi nasabah laki-laki terkonsentrasi pada profesi PNS yang terbesar. Sedangkan nasabah perempuan juga sama kecenderungannya dengan nasabah laki-laki yaitu profesi PNS yang terbesar.

Secara natural, laki-laki cenderung menyukai tantangan dan risiko dibandingkan perempuan. Termasuk juga ketika menjalankan bisnis atau usaha, laki-laki cenderung lebih berani mengambil investasi yang berisiko sebaliknya perempuan cenderung bersifat konservatif. Berdasarkan hal ini Yunus (2006) melakukan kajian risiko kredit antara laki-laki dengan perempuan diperoleh hasil bahwa laki-laki lebih berisiko daripada perempuan. Untuk melihat apakah temuan Yunus (2006) juga ditemukan pada pembiayaan mikro di Indonesia, peneliti akan mengkaji profil risiko kredit dengan melihat berbagai variabel yang diindikasikan mempengaruhi kejadian

gagal bayar nasabah. Diskriptif statistik menunjukkan profil risiko kredit nasabah pada Bank BPR XYZ dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.3 Statistik Deskriptif Jenis Kelamin

Variabel Penentu GB	Laki-laki		Perempuan	
	Mean	Std Deviasi	Mean	Std Deviasi
RATE	0,31	0,16	0,32	0,18
CREDIT	13.737.968	20.178.282	11.199.444	13.935.931
MATURITY	30,01	4,39	27,28	2,02
INCOME	6.237.479	10.076.376	4.956.290	5.336.008
SAVING	2.489.995	4.154.234	2.246.098	3.273.357
TANGGUNGAN	4,39	1,13	4,47	1,13
Pendidikan				
SD	2,56%		1,92%	
SLTP	3,19%		3,51%	
SLTA	36,58%		24,92%	
D2	0,48%		1,28%	
D3	6,71%		3,04%	
S1	10,06%		5,59%	
S2	0,16%		0,00%	
Jumlah	59,74%		40,26%	
Profesi				
Dosen	0,16%		0,00%	
Karyawan	11,66%		6,87%	
Pengacara	0,32%		0,00%	
Pensiunan	0,80%		2,40%	
PNS	33,87%		20,29%	
Wirasaha	12,94%		10,70%	
Jumlah	59,74%		40,26%	

Sumber : Hasil pengolahan data.

Pada tabel diatas terlihat bahwa rata-rata RATE untuk nasabah perempuan sedikit lebih tinggi dari pada laki-laki. Padahal seharusnya jika semakin berisiko suatu nasabah maka RATE yang dikenakan juga semakin besar namun hal ini sedikit berbeda dengan yang terjadi pada nasabah Bank BPR XYZ. Jika dilihat dari standar deviasinya, nasabah perempuan lebih bervariasi dari pada laki-laki. Fenomena diatas mungkin disebabkan adanya beberapa nasabah perempuan yang cukup berisiko yang diterima kreditnya oleh bank dengan konsekuensi pengenaan RATE yang tinggi.

Variabel lainnya seperti CREDIT, MATURITY, INCOME, SAVING menunjukkan rata-ratanya nasabah laki-laki lebih besar dari pada nasabah perempuan. Jika dilihat standar deviasi dari nasabah laki-laki lebih bervariasi dari pada perempuan. Hal ini menjelaskan bahwa beberapa nasabah laki-laki memiliki atau memperoleh CREDIT yang besar dan ada beberapa yang mendapatkan fasilitas kredit yang kecil, begitu pula halnya yang terjadi di variabel MATURITY, INCOME, SAVING.

Kemudian bagaimana dengan variabel TANGGUNGAN dapat dilihat nasabah laki-laki cenderung lebih kecil kalau dibandingkan dengan nasabah perempuan. Standar deviasi antara nasabah laki-laki dengan nasabah perempuan tidak berbeda atau sama. Analisis ini menjelaskan bahwa kemampuan SAVING nasabah laki-laki akan lebih besar dari nasabah perempuan.

Mengacu pada penjelasan diatas, peneliti dapat mengambil kesimpulan bahwa kecenderungan risiko nasabah laki-laki dengan nasabah perempuan tidak terdapat perbedaan yang signifikan.

4.2.2. Profil Risiko Kredit Berdasarkan Suku

Konsentrasi kredit berdasarkan suku kalau ditinjau dari tingkat pendidikan, dapat dilihat pada tabel 4.4 adalah nasabah batak dan betawi lebih konsentrasi pada tingkat pendidikan SI, sedangkan nasabah cina, jawa, padang, dan sunda lebih terkonsentrasi pada tingkat pendidikan SLTA. Kemudian kalau di lihat dari sisi profesi nasabah jawa dan sunda terkonsentrasi pada profesi PNS yang terbesar. Sedangkan nasabah batak, betawi, cina, dan padang lebih cenderung terkonsentrasi pada profesi wirausaha yang terbesar.

Indonesia terdapat banyak budaya yang tersebar dari sabang sampai merauke, dengan budaya suatu daerah akan menggambarkan karakteristik dari masyarakat itu sendiri. Peneliti ingin melihat bagaimana risiko kredit kalau dilihat dari sisi berdasarkan Suku kedaerahan asal-usul dari nasabah.

Tabel 4.4 Statistik Deskriptif Suku

Variabel Penentu GB	Batak		Betawi		Cina	
	Mean	St.Deviasi	Mean	St.Deviasi	Mean	St.Deviasi
RATE	0,44	0,25	0,26	0,26	0,24	0,09
CREDIT	9.896.774	10.561.739	27.120.000	27.120.000	41.125.000	42.599.254
MATURITY	12,48	9,08	9,60	5,6	21,75	23,93
INCOME	7.384.387	5.741.741	13.676.800	13.676.800	11.896.250	13.240.853
SAVING	3.570.419	2.965.528	7.774.520	7.774.520	7.328.500	10.899.794
TANGGUNGAN	4,35	1,19	3,96	1,06	3,25	1
Pendidikan						
SLTP	1,66%		0,17%		0,17%	
SLTA	1,33%		0,00%		1,00%	
S1	1,99%		0,50%		0,17%	
S2	0,17%		0,00%		0,00%	
Jumlah	5,14%		0,66%		1,33%	
Profesi						
Dosen	0,17%		0,00%		0,00%	
Karyawan	1,00%		0,00%		0,00%	
PNS	0,17%		0,00%		0,00%	
Wirasaha	3,81%		0,66%		1,33%	
Jumlah	5,14%		0,66%		1,33%	

Variabel Penentu GB	Jawa		Padang		Sunda	
	Mean	St.Deviasi	Mean	St.Deviasi	Mean	St.Deviasi
RATE	0,30	0,16	0,33	0,10	0,31	0,17
CREDIT	14.350.800	20.615.221	57.500.000	46.984.040	9.637.465	11.248.971
MATURITY	28,58	19,21	14	48,98	32,42	20,79
INCOME	6.673.435	11.262.779	16.078.333	10.204.686	4.173.203	5.194.172
SAVING	2.475.309	3.477.272	8.038.167	5.657.874	1.657.656	2.536.095
TANGGUNGAN	4,50	1,08	3,83	0,98	4,44	1,15
Pendidikan						
SD	1,16%		0,00%		3,48%	
SLTP	2,32%		0,00%		2,65%	
SLTA	22,06%		0,50%		36,48%	
D2	0,17%		0,00%		1,66%	
D3	2,65%		0,00%		7,46%	
S1	4,81%		0,33%		7,13%	
Jumlah	33,17%		0,83%		58,87%	
Profesi						
Karyawan	7,96%		0,00%		6,80%	
Pensiunan	0,17%		0,00%		3,15%	
PNS	18,74%		0,00%		37,31%	
Wirasaha	6,0%		0,83%		11,61%	
Jumlah	33,17%		0,83%		58,87%	

Sumber : Hasil pengolahan data.

Pada tabel diatas terlihat bahwa rata-rata RATE untuk nasabah batak sedikit lebih tinggi dari pada nasabah suku lainnya. Hal ini menjelaskan nasabah batak lebih berisiko dari pada nasabah suku lainnya maka RATE yang dikenakan pada nasabah batak juga semakin besar. Kalau dilihat lagi ternyata nasabah yang paling kecil RATE-nya adalah nasabah cina. Ini menunjukkan nasabah cina cenderung memiliki risiko yang kecil karena karakteristik dari suku cina lebih konsisten didalam membayar pokok dan bunga pinjaman pada Bank BPR XYZ. Jika dilihat dari standar deviasinya, nasabah betawi dan batak lebih bervariasi dari pada suku lainnya. Fenomena diatas mungkin disebabkan adanya beberapa nasabah batak maupun batak yang cukup berisiko yang diterima kreditnya oleh bank dengan konsekuensi pengenaan RATE yang tinggi.

Fasilitas rata-rata CREDIT yang besar didapatkan oleh nasabah cina dan padang sedangkan standar deviasi yang menunjukkan lebih bervariasi adalah nasabah Jawa. MATURITY yang memiliki rata-rata paling lama adalah nasabah sunda sedangkan standar deviasi yang menunjukkan lebih bervariasi adalah nasabah padang. INCOME yang memiliki rata-rata besar adalah nasabah padang sedangkan standar deviasi yang menunjukkan data yang lebih bervariasi adalah nasabah betawi. SAVING menunjukkan rata-ratanya nasabah betawi lebih besar dari pada nasabah suku lainnya, hal ini menunjukkan kemampuan dalam variabel SAVING pada nasabah betawi ada yang mempunyai kemampuan besar dan ada beberapa nasabah yang mempunyai kemampuan kecil. Kemudian Variabel TANGGUNGAN yang memiliki rata-rata paling besar adalah nasabah Jawa tapi semua suku standar deviasinya menjelaskan yang sebenarnya karena tidak ada yang menunjukkan data TANGGUNGAN bervariasi.

Mengacu pada profil risiko pada nasabah sektor suku yang di bahas di atas menunjukkan bahwa nasabah suku Batak lebih cenderung berisiko.

4.2.3. Profil Risiko Kredit Berdasarkan Sektor Bisnis.

Semua sektor bisnis yang memperoleh fasilitas kredit terkonsentrasi pada tingkat pendidikan SLTA. Bagaimana kalau dilihat pada sisi profesi, nasabah investasi, jasa,

konsumtif lebih cenderung terkonsentrasi pada wirausaha, sedangkan nasabah lain-lain, dan nasabah perdagangan lebih cenderung terkonsentrasi pada profesi PNS.

Peneliti juga akan melihat seperti apa profil nasabah dari sektor bisnis yang terdiri dari investasi jasa konsumtif, perdagangan, dan Lain-lain, data yang diperoleh dari Bank BPR XYZ dengan jangka waktu observasi dari Januari 2005 sampai dengan Juni 2008, untuk lebih jelas bisa dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4.5 Statistik Deskriptif Sektor Bisnis

Variabel Penentu GB	Investasi, Jasa, Konsumtif		Lain-lain		Perdagangan	
	Mean	Std Deviasi	Mean	Std Deviasi	Mean	Std Deviasi
RATE CREDIT	0,288	0,111	0,238	0,030	0,313	0,174
	17.166.667	16.773.988	8.578.947	5.538.409	12.802.429	18.220.011
MATURITY INCOME SAVING TANGGUNGAN	16,33	9,16	31,32	18,51	29,02	20,42
	11.144.500	11.472.389	3.518.842	1.792.725	5.737.233	8.590.797
	4.628.500	4.916.389	1.542.263	966.688	2.396.341	3.863.090
	4,667	0,816	3,842	1,067	4,437	1,132
Pendidikan						
SD	0,00%		0,00%		4,47%	
SLTP	0,00%		0,16%		6,55%	
SLTA	0,48%		2,08%		58,95%	
D2	0,00%		0,16%		1,60%	
D3	0,00%		0,00%		9,74%	
S1	0,32%		0,64%		14,70%	
S2	0,16%		0,00%		0,00%	
Jumlah	0,96%		3,04%		96,01%	
Profesi						
Dosen	0,16%		0,00%		0,00%	
Karyawan	0,32%		0,96%		17,09%	
Pengacara	0,00%		0,16%		0,32%	
Pensiunan	0,00%		0,00%		3,04%	
PNS	0,00%		1,76%		52,40%	
Wirausaha	0,48%		0,16%		23,16%	
Jumlah	0,96%		3,04%		96,01%	

Sumber : Hasil pengolahan data.

Uraian ini menggambarkan tabel diatas, rata-rata RATE pada nasabah perdagangan sedikit lebih besar dari pada nasabah lain-lain dan nasabah investasi jasa konsumtif. Hal ini menunjukkan semakin berisiko suatu nasabah maka RATE yang dikenakan juga semakin besar. Jika dilihat dari standar deviasinya menunjukkan data dari masing-masing sektor nasabah tidak bervariasi.

Jumlah rata-rata CREDIT yang disalurkan oleh Bank BPR XYZ yang mendafatkan fasilitas yang besar adalah nasabah investasi, jasa, konsumtif. Kemudian standar deviasi yang memperlihatkan data yang bervariasi adalah nasabah perdagangan, ini menjelaskan bahwa fasilitas kredit yang diperoleh oleh nasabah perdagangan ada beberapa yang besar dan ada beberapa nasabah yang memperoleh fasilitas kredit yang kecil. MATURITY yang mempunyai rata-rata yang panjang cenderung pada nasabah lain-lain tapi berbeda sedikit dengan nasabah perdagangan, kalau dilihat dari standar deviasinya semua data nasabah menunjukkan data yang tidak bervariasi. INCOME yang mempunyai rata-rata yang cenderung besar terdapat pada nasabah investasi jasa konsumtif begitu juga dengan variabel SAVING nasabah yang mempunyai kemampuan yang cenderung besar adalah nasabah Investasi, Jasa, konsumtif. Sedangkan standar deviasi yang lebih cenderung besar pada variabel MATURITY dan SAVING adalah nasabah perdagangan. TANGGUNGAN yang memiliki rata-rata yang besar adalah nasabah investasi jasa konsumtif. Sedangkan standar deviasi menunjukkan semua data dari masing-masing sektor tidak bervariasi artinya Standar deviasi dari semua sektor cenderung lebih kecil.

Dari melihat profil dari sektor bisnis diatas menjelaskan sektor yang lebih cenderung berisiko adalah nasabah perdagangan.

4.3. Pembahasan Analisis PD Metode *Hazard-rate*

Manajemen risiko kredit bukanlah semata-mata bagaimana menghitung nilai *value at risk* dari suatu portofolio kredit. Pemahaman tentang manajemen risiko kredit harus mampu mengantarkan kita pada bagaimana mengelola portofolio kredit dalam rangka meminimalkan risiko gagal bayar dan *value at risk* hanya salah satu alat untuk mengantisipasi jika gagal bayar benar-benar terjadi. Untuk dapat memperoleh

pemahaman yang komprehensif, kita harus mampu mendeskripsikan portofolio kredit dan kemudian melakukan berbagai analisis terkait dengan portofolio tersebut.

Perubahan *rating* nasabah menunjukkan perubahan kualitas kredit nasabah. Perilaku perubahan ini dapat kita peroleh melalui informasi mengenai probabilitas migrasi (transisi) *rating*. Dengan mengetahui probabilitas transisi, kita dapat melakukan pemilihan awal terhadap nasabah yang telah diketahui *rating*-nya dan juga dapat melakukan perlakuan (*treatment*) manajemen kredit terhadap nasabah yang baru diketahui *rating*-nya setelah masuk ke dalam portofolio kredit bank. Dalam menghitung probabilitas transisi, bank dapat menggunakan berbagai pendekatan yang dirangkum ke dalam dua pendekatan utama yakni pendekatan frekuensi dan pendekatan durasi (*Hazard-rate Approach*).

Dalam penelitian ini, peneliti akan menjelaskan perilaku migrasi (transisi) *rating* nasabah Bank BPR XYZ dengan menggunakan pendekatan Durasi dengan *homogeneous time continues*.

4.3.1. Analisa Profil Risiko Nasabah.

Berdasarkan metodologi pada Bab III, dapat diperoleh matriks probabilitas probabilitas transisi *rating* nasabah Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* untuk periode waktu (t) 3 bulanan (kuartalan) sebagai berikut :

Tabel 4.6 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,96984	0,00578	0,00622	0,01351	0,00465	1,00000
DPK	0,64813	0,19802	0,06332	0,04265	0,04789	1,00000
KL	0,41453	0,11962	0,31297	0,06480	0,08808	1,00000
D	0,28102	0,08423	0,21062	0,33148	0,09264	1,00000
M	0,01053	0,00090	0,00508	0,00047	0,98302	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data.

Probabilitas transisi *rating* nasabah dari *rating i* (di mana *rating i* adalah *L*, *DPK*, *KL*, *D*, dan *M*) ke *rating j* (di mana *rating j* adalah *L*, *DPK*, *KL*, *D*, dan *M*) di atas menggunakan pendekatan durasi perpindahan nasabah yang dilihat pada rentang waktu 3 bulanan dalam kurun waktu data tiga tahun enam bulan.

Dari tabel di atas, probabilitas nasabah menuju *rating L* relatif lebih besar untuk nasabah yang berasal dari *rating* adalah *DPK*, *KL*, dan *D* daripada nasabah yang berasal dari *rating M*. Hal ini menunjukkan bahwa nasabah yang berada pada *rating DPK*, *KL*, dan *D* cenderung bergerak menjadi *L* daripada menuju *rating M*. Kenyataan ini didukung dengan relatif besarnya probabilitas perpindahan *rating DPK*, *KL*, dan *D* menjadi *L*. Sedang pada *rating M* cenderung lebih besar probabilitasnya pada *rating M* juga, tapi sangat kecil probability kalau telah berada di *rating M* untuk pindah ke *rating L*, *DPK*, *KL*, *D*. Hal ini bisa kita tunjukan dengan probability *rating M* pindah ke *rating L* sebesar 1,053%, ke *rating DPK* sebesar 0,09% ke *rating KL* sebesar 0,5% sedangkn ke *rating D* sebesar 0,047%. Dengan demikian dapat kita simpulkan bahwa Bank BPR XYZ cenderung kurang stabil untuk *rating DPK*, *KL*, dan *D*. Sedangkan untuk *rating L* dan *M* sangat stabil artinya bahwa suatu nasabah yang berada pada *rating L* dan *M* akan cenderung tetap pada *rating* tersebut.

4.3.2. Profil Pribadi –PD Metode *Hazard-rate* (Jenis Kelamin)

Prediksi probabilitas transisi pada pendekatan Durasi juga dipengaruhi oleh penetapan periode *T*. Sebagaimana dijelaskan sebelumnya bahwa penetapan periode *T* berdasarkan atas tujuan manajemen dalam melakukan prediksi perubahan *rating* nasabah. Manajemen yang ingin mengetahui probabilitas transisi *rating* nasabah untuk tiga bulan ke depan seharusnya menggunakan periode *T* tiga tahun enam bulan, dan demikian seterusnya. Berikut ini diberikan matriks probabilitas transisi *rating* nasabah Bank BPR XYZ dengan periode *T* tiga bulanan (kuartalan).

Tabel 4.7 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Laki-laki)

Dari ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,95419	0,00733	0,00829	0,02324	0,00696	1,00000
DPK	0,66991	0,17565	0,05353	0,05083	0,05007	1,00000
KL	0,44833	0,09811	0,29747	0,07066	0,08543	1,00000
D	0,28072	0,07329	0,18882	0,36132	0,09585	1,00000
M	0,00352	0,00118	0,00803	0,00070	0,98657	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel 4.7 terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating* DPK, KL, dan D pada bergerak menuju *rating* L dengan masing-masing probabilitas 66.99%, 44.83%, dan 28.07%. Sedangkan *rating* M ke *rating* M juga besar probabilitasnya sebesar 98.65%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating* DPK, KL, dan D menuju *rating* L artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating* M ke *rating* M. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating* M akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* L. Poin dua ini adalah nilai probabilitas transisi menuju *rating* M relatif lebih besar daripada probabilitas transisi menuju *rating* L, DPK, KL, dan D.

Tabel 4.8 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Perempuan)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,94842	0,01261	0,01288	0,01849	0,00760	1,00000
DPK	0,58610	0,23939	0,08489	0,04081	0,04881	1,00000
KL	0,35234	0,15628	0,34193	0,05865	0,09079	1,00000
D	0,27870	0,09943	0,25955	0,28050	0,08182	1,00000
M	0,02458	0,00018	0,00016	0,00028	0,97480	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel 4.8 terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating DPK*, *KL*, dan *D* pada bergerak menuju *rating L* dengan masing-masing probabilitas 58,61%, 35,23%, dan 27,87%. sedangkan *rating M* ke *rating M* juga besar probabilitasnya sebesar 97,48%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating* di *DPK*, *KL*, dan *D* menuju *rating L* artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating M* ke *rating M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating L*. Poin dua ini adalah nilai probabilitas transisi menuju *rating M* relatif lebih besar daripada probabilitas transisi menuju *rating L*, *DPK*, *KL*, dan *D*. Ketiga, melihat profil laki-laki nilai probabilitas transisi menuju *rating KL*, *D*, dan *M* relatif lebih kecil daripada probabilitas transisi menuju *rating L*, *DPK*.

Melihat profil pribadi dengan jenis kelamin antara laki-laki dan perempuan tidak begitu ada perbedaan yang terlalu signifikan. Hal ini bisa dilihat tabel 4.7 kecenderungan probabilitas transisi laki-laki menuju *rating KL*, *D* dan *M* relatif lebih kecil daripada probabilitas transisi menuju *rating L*, *DPK*. Hal ini juga terjadi di matrik transisi nasabah perempuan.

4.3.3. Profil Pribadi – PD Metode *Hazard-rate* (Suku)

Penelitian ini juga bertujuan untuk melihat profil risiko berdasarkan suku dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate* untuk menghitung *Probability of Default* dalam bentuk metrik probability transisi yang bisa dilihat sebagai berikut :

Tabel 4.9 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Batak)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,96407	0,03385	0,00208	0,00000	0,00000	1,00000
DPK	0,62230	0,32750	0,05021	0,00000	0,00000	1,00000
KL	0,23725	0,31215	0,45059	0,00000	0,00000	1,00000
D	0,13688	0,25587	0,54005	0,06721	0,00000	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel suku batak diatas terlihat bahwa nasabah cenderung juga bergerak keluar dari sistem *rating* DPK bergerak menuju *rating* L dengan masing-masing probabilitas 62,23% . *rating* KL lebih cenderung lebih besar probabilitasnya ke *rating* KL sedangkan ke *rating* lain probabilitas hanya ke *rating* DPK dan ke *rating* L tapi probabilitanya lebih kecil. *Rating* D lebih cenderung bergerak keluar dari *rating* D menuju ke *rating* KL. Sedangkan *rating* M akan bergerak tetap pada *rating* M dengan besar probabilitasnya 100%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan hanya dari *rating* DPK menuju *rating* L yang probabilitasnya yang besar sedangkan *rating* KL, D nilai probabilitasnya cenderung kecil artinya nasabah Bank BPR XYZ yang bersuku Batak cenderung tidak terlalu banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating* M ke *rating* M . Artinya nasabah yang telah di posisi *rating* M akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* L .

Tabel 4.10 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Betawi)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,94044	0,05698	0,00258	0,00000	0,00000	1,00000
DPK	0,60432	0,36001	0,03567	0,00000	0,00000	1,00000
KL	0,34747	0,35649	0,29604	0,00000	0,00000	1,00000
D	0,20189	0,28966	0,41148	0,09697	0,00000	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel 4.11 suku betawi diatas terlihat bahwa nasabah cenderung juga bergerak keluar dari sistem *rating DPK* bergerak menuju *rating L* dengan masing-masing probabilitas 60,43%. *rating KL* lebih cenderung lebih besar probabilitasnya ke *rating DPK, L* sedangkan ke *rating D* probabilitanya lebih kecil. *Rating D* lebih cenderung bergerak keluar dari *rating D* menuju ke *rating KL*. Sedangkan *rating M* akan bergerak tetap pada *rating M* dengan besar probabilitasnya 100%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan hanya dari *rating DPK* menuju *rating L* yang probabilitasnya yang besar sedangkan *rating KL, D* nilai probabilitasnya cenderung kecil artinya nasabah Bank BPR XYZ yang bersuku Betawi cenderung tidak terlalu banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating M* ke *rating M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating L*.

Tabel 4.11 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Cina)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,79772	0,10342	0,01865	0,08021	0,00000	1,00000
DPK	0,30805	0,67170	0,00295	0,01729	0,00000	1,00000
KL	0,17932	0,64666	0,16639	0,00763	0,00000	1,00000
D	0,04198	0,24797	0,21034	0,49970	0,00000	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel suku cina diatas terlihat bahwa *rating DPK, KL* bergerak menuju *rating DPK*, sedangkan *rating D* bergerak juga dengan probabilitas yang terbesar adalah ke *rating D*. Kemudian *rating M* akan bergerak tetap pada *rating M* dengan besar probabilitasnya 100%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama,

rating nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, adanya kecenderungan dari *rating L, DPK, D, dan M* bergerak menuju posisi *rating* dia sendiri, hal ini menunjukkan bahwa nasabah yang telah di posisi *rating M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* lainnya atau *rating DPK* akan kecil kemungkinannya akan berpindah ke *rating* lainnya karena kecenderungannya akan berpindah ke *rating DPK*. Kecuali *rating KL* dimana kecenderungan akan bergerak ke *rating DPK* sedangkan ke *rating L, KL, dan D* kemungkinannya ada tapi kecil kalau dilihat berdasarkan probabilitasnya.

Tabel 4.12 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Jawa)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,95393	0,00966	0,00914	0,02161	0,00565	1,00000
DPK	0,63944	0,23992	0,05964	0,02991	0,03108	1,00000
KL	0,40167	0,12482	0,31949	0,05296	0,10106	1,00000
D	0,25063	0,06970	0,21408	0,35178	0,11382	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel suku cina diatas terlihat bahwa nasabah cenderung juga bergerak keluar dari sistem *rating DPK, KL* bergerak menuju *rating L*. Kemudian *rating L* yang bergerak ke *rating M* dengan probabilitas sebesar 0,5%, *rating DPK* yang bergerak ke *rating M* dengan probabilitas sebesar 3,11%, *rating KL* bergerak ke *rating M* dengan probabilitas 10,1%, *rating D* yang bergerak ke *rating M* dengan Probabilitas sebesar 11,38%. Sedangkan *rating M* akan bergerak tetap pada *rating M* dengan besar probabilitasnya 100%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating L, DPK, KL, D* bergerak ke *rating M* walaupun nilai probabilitasnya cenderung kecil artinya nasabah Bank BPR XYZ yang bersuku cina

cederung ada beberapa berpeluang akan mengalami Macet. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating M* ke *rating M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating L*.

Tabel 4.13 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Padang)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,95806	0,04194	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000
DPK	0,75282	0,24718	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000
KL	0,43173	0,34514	0,22313	0,00000	0,00000	1,00000
D	0,41718	0,17651	0,08827	0,09072	0,22732	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel di atas terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating DPK*, *KL*, dan *D* bergerak menuju *rating L* dengan masing-masing probabilitas 75,28%, 43,17%, dan 41,72%. *rating D* bergerak ke *rating M* dengan probabilitas sebesar 22,73%. Sedangkan *rating M* ke *rating M* juga besar probabilitasnya sebesar 100%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating di DPK*, *KL*, dan *D* menuju *rating L* artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating D* ke *rating M*. Hal ini menunjukkan posisi *rating D* akan ada nasabah padang akan mengalami gagal bayar disamping itu juga digambarkan pada *rating M* bergerak hanya ke *rating M* artinya nasabah yang telah di posisi *rating M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating L*.

Tabel 4.14 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Sunda)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,951209	0,007168	0,010333	0,022759	0,008531	1,00000
DPK	0,635769	0,160874	0,073076	0,062822	0,067459	1,00000
KL	0,418343	0,098539	0,309275	0,082014	0,091828	1,00000
D	0,299680	0,077830	0,200473	0,335665	0,086351	1,00000
M	0,016585	0,001226	0,007983	0,000987	0,973219	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel di atas terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating* *DPK*, *KL*, dan *D* bergerak menuju *rating* *L* dengan masing-masing probabilitas 63,58%, 41,83%, dan 29,97%. *rating* *M* ke *rating* *M* juga besar probabilitasnya sebesar 97,32%. Kemudian bisa dilihat *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *rating* *D* ada juga kecenderungan akan bergerak ke *rating* *M*. Artinya Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating* *DPK*, *KL*, dan *D* menuju *rating* *L* artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating* *M* ke *rating* *M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating* *M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* *L*. Ketiga, dengan adanya kecenderungan *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *rating* *D* bergerak ke *rating* *M*. Hal ini dapat diartikan bahwa ada beberapa nasabah sunda akan mengalami gagal bayar.

Tabel 4.15 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Lain-lain)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,95382	0,00706	0,00525	0,02180	0,01206	1,00000
DPK	0,89564	0,07736	0,00381	0,01571	0,00748	1,00000
KL	0,64611	0,03625	0,14424	0,08275	0,09065	1,00000
D	0,37820	0,10895	0,04610	0,33373	0,13302	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel di atas terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating* *DPK*, *KL*, dan *D* bergerak menuju *rating* *L* dengan masing-masing probabilitas 89,56%, 64,61%, dan 37,82%. sedangkan *rating* *M* ke *rating* *M* juga besar probabilitasnya sebesar 100%. Kemudian bisa dilihat *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *rating* *D* ada juga kecenderungan akan bergerak ke *rating* *M*. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating* *DPK*, *KL*, dan *D* menuju *rating* *L* artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating* *M* ke *rating* *M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating* *M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* *L*. Ketiga, dengan adanya kecenderungan *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *rating* *D* bergerak ke *rating* *M*. Hal ini dapat diartikan bahwa ada beberapa nasabah sunda akan mengalami gagal bayar.

Berdasarkan penjelasan analisis diatas profil risiko berdasarkan suku dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate* untuk dengan melihat *Probability of Default* dalam bentuk metriks probability transisi dari masing-masing suku terlihat bahwa semua suku *rating* yang paling stabil rata-rata di *rating* *L* dan *rating* *M*. Peneliti bisa mengambil suatu kesimpulan dengan melihat pergerakan dari *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *D* menuju ke *rating* *M* bahwa nasabah bersuku sunda cenderung menunjukkan risiko

gagal bayar yang lebih besar. Artinya nasabah suku sunda akan cenderung lebih banyak akan mengalami gagal bayar.

4.3.4. Profil Usaha – Dikaitkan PD Metode *Hazard-rate* (Sektor Bisnis)

Penelitian ini juga bertujuan untuk melihat profil risiko berdasarkan sektor bisnis dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate* untuk menghitung *Probability of Default* dalam bentuk metrik probability transisi yang bisa dilihat sebagai berikut :

Tabel 4.16 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Perdagangan RM Hotel)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,99641	0,00268	0,00033	0,00041	0,00016	1,00000
DPK	0,84690	0,13732	0,01478	0,00056	0,00044	1,00000
KL	0,76626	0,10438	0,12499	0,00276	0,00161	1,00000
D	0,66879	0,12582	0,11505	0,08658	0,00376	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel di atas terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating* DPK, KL, dan D bergerak menuju *rating* L dengan masing-masing probabilitas 84,69%, 76,62%, dan 66,88%. sedangkan *rating* M ke *rating* M juga besar probabilitasnya sebesar 100%. Kemudian bisa dilihat *rating* L, DPK, KL, dan *rating* D ada juga kecenderungan akan bergerak ke *rating* M dengan masing-masing probabilitas adalah 0,016%, 0,044%, 0,16%, 0,38%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating* DPK, KL, dan D menuju *rating* L artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating* M ke *rating* M. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating* M akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* L. Ketiga, dengan

adanya kecenderungan *rating L*, *DPK*, *KL*, dan *rating D* bergerak ke *rating M*. Hal ini dapat diartikan bahwa ada beberapa nasabah perdagangan RM hotel akan mengalami gagal bayar.

Tabel 4.17 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Invest Jasa Konsumtif)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	1,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000
DPK	0,95021	0,04979	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000
KL	0,00000	0,00000	1,00000	0,00000	0,00000	1,00000
D	0,80086	0,14936	0,00000	0,04979	0,00000	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel di atas terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating DPK*, *KL*, dan *rating D* daripada bergerak menuju *rating L* dengan masing-masing probabilitas 95,02%, 80,10%. sedangkan *rating KL* bergerak hanya ke *rating KL* sama halnya dengan *rating M* juga bergerak hanya ke *rating M* dengan besar probabilitasnya adalah 100%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating DPK*, *D* menuju *rating L* artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak yang lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating KL* bergerak hanya ke *rating KL* sama halnya dengan *rating M* juga bergerak hanya ke *rating M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating KL, M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating L*. Hal ini menunjukkan bahwa ada beberapa nasabah dari sektor Investasi Jasa Konsumtif akan mengalami gagal bayar.

Tabel 4.18 Matriks probabilitas transisi *rating* 3 bulan ke depan (Lain-lain)

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0,92896	0,00829	0,00732	0,03986	0,01557	1,00000
DPK	0,70448	0,20255	0,02455	0,05271	0,01572	1,00000
KL	0,58968	0,05992	0,18804	0,07976	0,08260	1,00000
D	0,16688	0,08673	0,07080	0,47181	0,20378	1,00000
M	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	1,00000	1,00000

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari tabel di atas terlihat bahwa nasabah cenderung bergerak keluar dari sistem *rating* *DPK*, *KL*, dan *D* pada bergerak menuju *rating* *L* dengan masing-masing probabilitas adalah 70,44%, 58,97%, dan 16,69%. Sedangkan *rating* *M* ke *rating* *M* juga besar probabilitasnya sebesar 100%. Kemudian bisa dilihat *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *rating* *D* ada juga kecenderungan akan bergerak ke *rating* *M* dengan probabilitas masing-masing adalah 1,56%, 1,57%, 8,26%, dan 20,38%. Ada beberapa penjelasan terkait dengan hal ini. Pertama, *rating* nasabah di Bank BPR XYZ dengan pendekatan *Hazard-rate* peneliti bisa melihat pergerakan *rating* selama periode penelitian, dengan adanya kecenderungan dari *rating* *DPK*, *KL*, dan *D* menuju *rating* *L* artinya nasabah Bank BPR XYZ cenderung banyak nasabah sektor lain-lain akan di posisi lancar. Kedua, adanya kecenderungan nasabah dari *rating* *M* ke *rating* *M*. Artinya nasabah yang telah di posisi *rating* *M* akan kecil kemungkinan akan menjadi *rating* *L*. Ketiga, dengan adanya kecenderungan *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *rating* *D* bergerak ke *rating* *M*. Hal ini dapat diartikan bahwa ada beberapa nasabah sektor lain-lain akan mengalami gagal bayar.

Berdasarkan penjelasan analisis diatas profil risiko berdasarkan sektor bisnis dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate* untuk dengan melihat *Probability of Default* dalam bentuk Metriks probability transisi dari masing-masing sektor bisnis terlihat bahwa semua sektor bisnia *rating* yang paling stabil rata-rata di *rating* *L* dan *rating* *M*. Peneliti bisa mengambil suatu kesimpulan dengan melihat pergerakan dari *rating* *L*, *DPK*, *KL*, dan *D* menuju ke *rating* *M* bahwa nasabah bersektor Sektor

bisnis lain-lain cenderung menunjukkan risiko gagal bayar yang lebih besar. Artinya nasabah sektor bisnis lain-lain akan cenderung lebih banyak akan mengalami gagal bayar.

4.4. Analisa Faktor Penentu PD Model Logit

4.4.1. Pengaruh Variabel RATE, INCOME, SAVING, MATURITY, TANGGUNGAN, DSEKTOR, DLOCATION, DSUKU, DEDUCATION, DSTATUS, DKELAMIN, DPROFESI, CREDIT terhadap *Probability of Default (PD)*.

Pengolahan data dengan pendekatan Logit langkah awal yang dilakukan peneliti adalah dengan memasukan semua variabel tanpa melihat variabel mana saja yang signifikan dan termasuk juga konstantanya. Metode ini disebut ENTER. Setelah memasukan semua variabel baru melakukan uji signifikansi setiap variabel dengan uji t dan uji signifikansi model dengan uji LR (*log likelihood Ratio*). Kemudian metode estimasi parameter yang digunakan adalah *Backward stepwise* artinya menghilangkan variable-variabel yang tidak signifikan secara bertahap sampai menghasilkan variabel yang signifikan saja.

Hasil pengolahan data yang pertama kali dengan memasukan semua variabel dan konstantanya dapat dilihat pada tabel 4.19. Tabel ini menghasilkan variabel RATE, MATURITY, dan DSEKTOR yang signifikan sedangkan variabel yang lain tidak signifikan. Sedangkan uji model bisa dilihat pada nilai probability (*LR Star*) sebesar 8,17E-06 dengan nilainya hampir mendekati nol artinya modelnya semakin valid.

Tabel 4.19 Hasil Uji Variabel dan Validitas Model.

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 626				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3,963011	0,942039	4,206842	0,0000**
INCOME	-0,141882	0,333378	-0,425589	0,6704
SAVING	0,125712	0,291029	0,431955	0,6658
MATURITY	0,024442	0,006130	3,987303	0,0001**
TANGGUNGAN	0,098408	0,083518	1,178284	0,2387
DSEKTOR	0,964216	0,443539	2,173913	0,0297**
DSUKU	0,024166	0,043190	0,559521	0,5758
DEDUCATION	-0,014041	0,109412	-0,128329	0,8979
DSTATUS	0,153767	0,406689	0,378094	0,7054
DKELAMIN	-0,086816	0,191748	-0,452758	0,6507
DLOCATION	0,021063	0,034523	0,610120	0,5418
DPROFESI	0,026952	0,086136	0,312899	0,7544
CREDIT	0,061389	0,165350	0,371265	0,7104
C	-8,258567	3,184525	-2,593343	0,0095
Mean dependent var	0,300319	S.D. dependent var		0,458763
S.E. of regression	0,444050	Akaike info criterion		1,191228
Sum squared resid	120,6743	Schwarz criterion		1,290511
Log likelihood	-358,8544	Hannan-Quinn criter.		1,229803
Restr. log likelihood	-382,5704	Avg. log likelihood		-0,573250
LR statistic (13 df)	47,43194	McFadden R-squared		0,061991
Probability(LR stat)	8,17E-06			
Obs with Dep=0	438	Total obs		626
Obs with Dep=1	188			

Sumber : Hasil pengolahan data

Tahapan penghilangan variabel-variabel dengan metode *Backward stepwise*. Skala prioritas didalam menghilangkan variabel adalah variabel yang paling tidak signifikan. Pertama kali menghilangkan variabel DEDUCATION, kemudian variabel DPROFESI, CREDIT, DSTATUS, INCOME, SAVING, DKELAMIN, DSUKU dan DLOCATION. Untuk melihat hasil dari pengolahan data yang lebih rinci dengan menggunakan evIEWS 5.1 dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 4.20 Hasil Metode *Backward stepwise*

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 626				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3,690963	0,616580	5,986190	0,0000
MATURITY	0,025943	0,005348	4,850959	0,0000
DSEKTOR	0,957488	0,431340	2,219800	0,0264
C	-6,661581	1,807379	-3,685769	0,0002
Mean dependent var	0,300319	S.D. dependent var	0,458763	
S.E. of regression	0,441514	Akaike info criterion	1,163626	
Sum squared resid	121,2495	Schwarz criterion	1,191993	
Log likelihood	-360,2150	Hannan-Quinn criter.	1,174648	
Restr. log likelihood	-382,5704	Avg. log likelihood	-0,575423	
LR statistic (3 df)	44,71070	McFadden R-squared	0,058435	
Probability(LR stat)	1,07E-09	Total obs	626	
Obs with Dep=0	438			
Obs with Dep=1	188			

Sumber : Hasil pengolahan data

Dari hasil pengolahan data dengan program *Eviews 5.1* di atas dapat dilihat, variabel yang dihasilkan yang berpengaruh secara signifikan dengan menggunakan tingkat signifikansi sebesar 5% adalah variabel RATE, MATURITY, dan DSEKTOR.

Kemudian uji validitas model bisa dilihat dari nilai *probability (LR Star)*. Metode *Backward Stepwise* yang digunakan dengan menghilangkan variabel-variabel yang tidak signifikan menghasilkan nilai *probability (LR Star)* lebih kecil nilainya kalau dibandingkan dengan hasil sebelumnya. Nilai *probability (LR Star)* dengan menggunakan metode *Backward stepwise* adalah sebesar 1,07E-09 atau mendekati nol. Hal ini menunjukan bahwa model logit yang dihasilkan adalah valid, yakni model mampu secara signifikan menjelaskan variasi variabel dependen. Dengan melakukan uji t dan uji LR (*log likelihood ration*) sekaligus peneliti bisa menguji apakah ada

efek multikolonieritas diantara variabel indenpenden. Hasil pengujian menunjukkan tidak adanya efek multikolonieritas di antara variabel indenpenden karena hasil uji t atas variabel indenpenden semua signifikan dan hasil uji LR (*log likelihood ration*) juga signifikan.

Untuk melihat ada tidaknya dengan efek autokorelasi bisa dilihat pada tabel dibawah ini. Uji autokorelasi dilakukan pada residualnya saja (e_t) dan Nilai probabilitasnya tidak ada yang lebih kecil dari singnifikan level 2,5%. artinya H_0 ditolak. Jadi dengan hasil itu menunjukkan tidak ada efek autokorelasinya didalam data observasi Bank BPR XYZ.

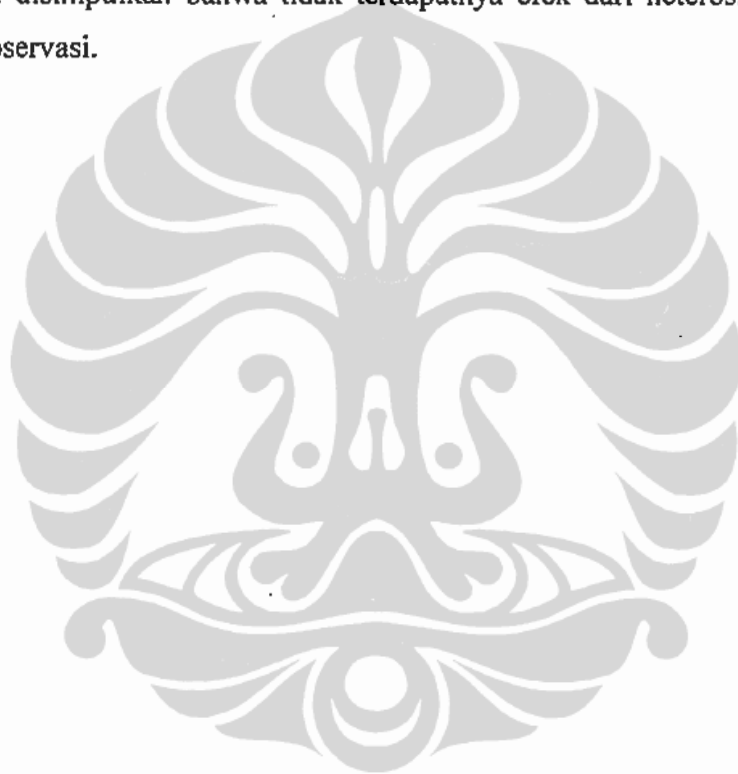


Tabel 4.21 Hasil Uji Autokorelasi

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
* .	* .	1	-0,092	-0,092	5,3663	0,021
. .	. .	2	-0,017	-0,025	5,5429	0,063
. .	. .	3	-0,002	-0,006	5,5468	0,136
. .	. .	4	0,053	0,052	7,3375	0,119
. .	. .	5	-0,000	0,010	7,3375	0,197
. .	. .	6	-0,018	-0,015	7,5436	0,273
. .	. .	7	-0,026	-0,030	7,9875	0,334
. .	. .	8	0,018	0,009	8,1842	0,416
. *	. *	9	0,090	0,093	13,386	0,146
. .	. .	10	-0,041	-0,022	14,452	0,153
. .	. .	11	0,037	0,038	15,333	0,168
. .	. .	12	-0,005	-0,001	15,349	0,223
. .	. .	13	-0,021	-0,032	15,636	0,269
. .	. .	14	-0,035	-0,038	16,424	0,288
. *	. *	15	0,084	0,078	20,915	0,140
. .	. .	16	-0,002	0,016	20,917	0,182
. .	. .	17	0,037	0,042	21,796	0,193
. .	. .	18	0,023	0,030	22,151	0,225
. .	. .	19	-0,056	-0,057	24,178	0,189
. *	. *	20	0,080	0,061	28,329	0,102
. .	. .	21	-0,005	0,007	28,344	0,131
. .	. .	22	-0,032	-0,023	29,000	0,145
. .	. .	23	0,020	0,026	29,259	0,172
. .	. .	24	0,033	0,018	29,973	0,186
. .	. .	25	0,019	0,027	30,211	0,216
. .	. .	26	-0,023	-0,031	30,568	0,245
. .	. .	27	-0,010	-0,015	30,634	0,286
. .	. .	28	-0,027	-0,026	31,127	0,311
. .	. .	29	0,032	0,014	31,814	0,328
. .	. .	30	-0,033	-0,021	32,551	0,342
. .	. .	31	0,004	0,005	32,562	0,390
. .	. .	32	-0,014	-0,025	32,683	0,433
. .	. .	33	0,045	0,032	34,016	0,418
* .	* .	34	-0,069	-0,057	37,151	0,326
. .	. .	35	0,035	0,016	37,956	0,336
* .	* .	36	-0,064	-0,060	40,701	0,271

Sumber : Hasil pengolahan data

Kemudian peneliti juga akan melihat apakah ada efek heteroskedastisitas pada data untuk lebih jelas bisa dilihat pada tabel 4.23. Uji Heteroskedastisitas dilakukan pada residual kudrat (e_i^2). Dengan melihat hasil dari pengolahan data dengan menggunakan *evIEWS* 5.1 menunjukkan nilai probabilitasnya tidak ada yang lebih kecil dari signifikan level 2,5%. hal ini berarti menolak H_0 dan menerima H_A dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tidak terdapatnya efek dari heteroskedastisitas didalam data observasi.



Tabel 4.22 Hasil Uji Heteroskedastisitas

Autocorrelation		Partial Correlation			AC	PAC	Q-Stat	Prob
. .		. .		1	-0,016	-0,016	0,1597	0,689
. .		. .		2	-0,008	-0,008	0,1980	0,906
. .		. .		3	-0,041	-0,042	1,2828	0,733
. .		. .		4	0,065	0,064	3,9456	0,413
. .		. .		5	-0,040	-0,039	4,9520	0,422
. .		. .		6	-0,044	-0,046	6,1987	0,401
. .		. .		7	-0,020	-0,017	6,4627	0,487
. .		. .		8	-0,012	-0,020	6,5469	0,586
. .		. .		9	0,034	0,035	7,2829	0,608
. .		. .		10	-0,018	-0,015	7,4870	0,679
. .		. .		11	-0,046	-0,049	8,8610	0,635
. .		. .		12	-0,022	-0,023	9,1802	0,687
. .		. .		13	-0,022	-0,033	9,4933	0,735
. .		. .		14	0,052	0,051	11,228	0,668
. .		. .		15	0,047	0,055	12,667	0,628
. .		. .		16	-0,012	-0,014	12,754	0,691
. .		. .		17	0,001	0,003	12,754	0,752
. .		. .		18	0,010	-0,001	12,816	0,802
. .		. .		19	-0,042	-0,049	13,933	0,788
. .		. .		20	0,045	0,058	15,269	0,761
. .		. .		21	-0,019	-0,014	15,515	0,796
* .		* .		22	-0,064	-0,069	18,196	0,694
. .		. .		23	0,044	0,048	19,446	0,675
. *		. *		24	0,088	0,073	24,492	0,434
. .		. .		25	0,004	0,011	24,502	0,491
* .		* .		26	-0,078	-0,059	28,530	0,333
. .		. .		27	-0,020	-0,028	28,804	0,370
. .		. .		28	0,001	-0,008	28,805	0,422
. .		. .		29	-0,002	-0,010	28,807	0,475
. .		. .		30	-0,007	0,007	28,835	0,526
. .		. .		31	0,019	0,030	29,061	0,566
. .		. .		32	-0,027	-0,044	29,551	0,591
. *		. *		33	0,081	0,075	33,947	0,422
. .		. .		34	-0,023	-0,019	34,291	0,454
. .		. .		35	0,024	0,023	34,680	0,483
* .		* .		36	-0,069	-0,043	37,871	0,384

Sumber : Hasil pengolahan data

Hasil uji tidak terdapatnya efek autokorelasi dan efek heteroskedastisitas, maka model logit yang akan dihasilkan dengan menggunakan variabel-variabel yang berpengaruh secara signifikan secara statistik adalah RATE, MATURITY, DSEKTOR adalah sebagai berikut :

$$Z_i = -6,662 + 3,691RATE + 0,026MATURITY + 0,957DSEKTOR \quad (4.1)$$

Nilai konstanta adalah -6,661581. artinya, apabila RATE, MATURITY, TANGGUNGAN, dan DSEKTOR bernilai 0 maka peluang gagal bayar akan turun sebesar 6,661581 kali.

Koefisien RATE sebesar 3,691 dapat diartikan bahwa meningkatnya gagal bayar dengan asumsi variabel lain konstan/tetap dengan demikian tingkat bunga akan secara langsung akan meningkat karena semakin berisiko suatu nasabah akan dikover dengan menaikkan tingkat bunga. Begitu juga dengan variabel MATURITY dan DSEKTOR.

Persamaan logit ini akan digunakan untuk menghitung nilai Z, dengan di perolehnya nilai Z, maka akan dihitung *probability of default* dengan menggunakan persamaan yang telah dijabarkan pada Bab III, sebagai berikut :

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}; \text{ dimana : } Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (4.2)$$

Dari persamaan *Probability of Default* diatas diperoleh apa saja nasabah yang mengalami gagal bayar. Data awal asumsi yang mengalami gagal bayar adalah sebesar 188 nasabah sedangkan sisanya adalah nasabah lancar, 188 nasabah ini di peroleh dari asumsi variabel *Dummy DEF* yang mana posisi rating *L*, *DPK* bernilai 0, sedangkan posisi rating pada *KL*, *D*, dan *M* bernilai satu. Untuk melihat validitas dari model logit ini. Peneliti juga melakukan uji *backtesting*, dari uji *backtesting* ini akan

diperoleh berapa kekuatan model logit untuk memprediksi gagal bayar untuk waktu ke depan.

Tabel 4.23 Contoh Hasil Uji *backtesting*

No	Nasabah	DEF	RATE	MATU- RITY	DSEK- TOR	Z	PD	Kate- gori	Tingkat Kesalahan Prediksi
1	130-00-000001	0	0,12000	24	2	-3,68108	0,02	0	0
2	130-00-000261	1	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	1
3	130-00-000115	0	0,22800	24	4	-1,36845	0,20	0	0
4	130-00-000199	0	0,22800	36	2	-3,28245	0,04	0	0
5	130-00-000248	0	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	0
6	130-00-000502	0	0,22800	24	4	-1,36845	0,20	0	0
7	130-00-000237	1	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	1
8	130-00-000192	0	0,22800	36	4	-1,36845	0,20	0	0
9	130-00-000106	0	0,24000	24	4	-1,32416	0,21	0	0
10	130-00-000270	0	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	0
11	130-00-000105	0	0,22800	24	4	-1,36845	0,20	0	0
12	130-00-000061	0	0,22800	24	4	-1,36845	0,20	0	0
13	130-00-000331	1	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	1
14	001-0101-4-01- 000639	0	0,79000	3	4	0,70589	0,67	1	1
15	130-00-000021	1	0,60000	10	4	0,0046	0,50	1	0
16	130-00-000246	0	0,22800	36	4	-1,36845	0,20	0	0
17	130-00-000578	1	0,79200	3	4	0,713272	0,67	1	0
18	130-00-000236	1	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	1
19	130-00-000344	1	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	1
20	130-00-000241	0	0,22800	60	4	-1,36845	0,20	0	0
21	130-00-000517	0	0,79200	3	4	0,713272	0,67	1	1
22	130-00-000561	1	0,79200	3	4	0,713272	0,67	1	0
23	130-00-000520	1	0,79290	3	4	0,716594	0,67	1	0
24	130-00-000534	0	0,79200	3	4	0,713272	0,67	1	1
25	130-00-000519	0	0,79290	3	4	0,716594	0,67	1	1
26	130-00-000545	0	0,79200	3	4	0,713272	0,67	1	1
27	130-00-000576	1	0,79200	3	4	0,713272	0,67	1	0
28	130-00-000219	0	0,22800	36	4	-1,36845	0,20	0	0
29	130-00-000272	0	0,22800	24	4	-1,36845	0,20	0	0
30	130-00-000071	1	0,22800	24	4	-1,36845	0,20	0	1

Sumber : Hasil pengolahan data

Tabel 4.24 adalah sebagian hasil simulasi dengan menggunakan metode *backtesting* dan *cut off*-nya sebesar 30% (diperoleh dari persentasi data) artinya nilai probability yang lebih kecil dari 30% akan dikategorikan menjadi kelompok lancar atau bernilai 0, kemudian kalau nilai probabilitasnya lebih besar dari 30% akan dikategorikan menjadi Gagal bayar atau bernilai 1. Atas dasar asumsi tersebut diperoleh hasil yang menyatakan prediksi *rating error* adalah sebanyak 219 nasabah, hal ini membuktikan bahwa kekuatan model logit yang digunakan untuk memprediksi rating nasabah waktu kedepan adalah sebesar 65,02%.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dalam penelitian ini peneliti menggunakan data nasabah periode waktu Januari 2005 sampai dengan Juni 2008, sehingga secara teknis hasil penelitian ini menjadi cukup relevan terhadap pengambilan keputusan manajemen Bank XYZ saat ini. Karena hasil penelitian ini menggunakan data yang cukup untuk dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan saat ini.

Meskipun hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan saat ini untuk Bank BPR XYZ tapi hasil penelitian ini belum cukup relevan untuk menggambarkan keadaan bank lain secara keseluruhan, kami berharap metodologi penelitian, hasil temuan dan analisa hasil temuan dalam penelitian ini dapat memberikan kerangka berpikir dalam melakukan penelitian-penelitian lebih lanjut terkait pengambilan keputusan manajemen risiko kredit.

Selama proses penelitian ini, peneliti menemukan beberapa temuan yang sebagiannya telah peneliti rumuskan dalam analisis hasil pengolahan data pada Bab IV. Temuan-temuan tersebut peneliti rangkumkan dengan harapan dapat memberikan manfaat bagi kami dan peneliti-penelitian selanjutnya. Temuan-temuan tersebut adalah:

1. Deskriptif Statistik

- a. Hasil profil risiko berdasarkan jenis kelamin risiko tidak terlalu berbeda antara laki-laki dengan perempuan, dengan portofolio kredit terkonsentrasi pada tingkat pendidikan SLTA dan profesi pada PNS. Profil risiko berdasarkan suku yang diperoleh di Bank BPR XYZ cenderung menghasilkan suku batak lebih berisiko, portofolio kredit suku terkonsentrasi pada tingkat pendidikan SLTA dan profesi pada PNS. Kemudian profil kredit berdasarkan sektor bisnis mitigasi risikonya nasabah yang cenderung berisiko adalah nasabah dari sektor bisnis perdagangan, konsentrasi portofolio kredit pada tingkat pendidikan SLTA dan profesi pada PNS.

- b. Pemahaman yang baik mengenai deskripsi nasabah terkait dengan variabel penentu gagal bayar berupa tingkat bunga, kredit, maturity, pendapatan, tabungan dan tanggungan dengan variabel kontrol yang digunakan adalah jenis kelamin, suku bangsa, dan sektor usaha. Membantu institusi perbankan melakukan analisis kredit yang lebih baik. Dengan mengetahui tingkat risiko pasar atas sektor-sektor usaha, institusi perbankan dapat melakukan seleksi aset (nasabah) untuk membentuk portofolionya.

2. Pendekatan *Hazard-rate*

- a. Mitigasi risiko berdasarkan matrik transisi pada Bank BPR XYZ menghasilkan cenderung kurang stabil untuk *rating DPK, KL, dan D* arti *rating* cenderung ini akan bergerak ke *rating L*. Sedangkan untuk *rating L* dan *M* sangat stabil artinya bahwa suatu nasabah yang berada pada *rating L* dan *M* akan cenderung tetap pada *rating* tersebut .
- b. Melihat profil pribadi berdasarkan matriks transisi dengan jenis kelamin antara laki-laki dan perempuan tidak begitu ada perbedaan yang terlalu signifikan. Hal ini bisa dilihat tabel 4.7 kecenderungan probabilitas tansisi laki-laki menuju *rating KL, D, dan M* relatif lebih kecil daripada probabilitas transisi menuju *rating L, DPK* . Hal ini juga terjadi di matrik transisi nasabah perempuan.
- c. Profil risiko berdasarkan suku dengan menggunakan pendekatan *Hazard-rate* untuk dengan melihat *Probability of Default* dalam bentuk *Metriks probability* transisi dari masing-masing suku. Peneliti bisa mengambil suatu kesimpulan dengan melihat pergerakan dari *rating L, DPK, KL, dan D* menuju ke *rating M* bahwa nasabah bersuku sunda cenderung menunjukkan risiko gagal bayar yang lebih besar. Artinya nasabah suku sunda akan cenderung lebih banyak akan mengalami gagal bayar.
- d. Profil risiko berdasarkan sektor bisnis. Peneliti bisa mengambil suatu kesimpulan dengan melihat pergerakan dari *rating L, DPK, KL, dan D* menuju ke *rating M* bahwa nasabah bersektor Sektor bisnis lain-lain cenderung menunjukkan risiko gagal bayar yang lebih besar. Artinya nasabah sektor bisnis lain-lain akan

cenderung lebih banyak akan mengalami gagal bayar.

- e. Perilaku *rating* nasabah dalam jangka pendek dapat dijelaskan melalui matrik probabilitas transisi yang telah diperoleh baik dengan pendekatan durasi. Matriks probabilitas transisi akan dapat mencerminkan probabilitas keterjadian gagal bayar untuk semua *rating* awal. Dalam hal ini diharapkan manajemen kredit institusi perbankan dapat memanfaatkan informasi ini dalam pemilihan nasabah untuk membentuk portofolio kreditnya.
- f. Informasi tentang pengaruh faktor waktu dan intensitas transisi nasabah sebelumnya sangat berguna bagi manajemen kredit sebagai sinyal manajemen atas portofolio kreditnya. Dengan mengetahui bahwa pergerakan naik (turun) *rating* sebelumnya akan mempengaruhi pergerakan naik (turun) *rating* saat ini, manajemen kredit dapat memprediksi perilaku perpindahan kualitas kredit nasabah untuk periode ke depan. Jika diketahui bahwa penurunan *rating* kemarin akan diikuti penurunan saat ini, maka ketika *rating* nasabah turun saat ini, kita dapat memprediksi bahwa besok nasabah ini juga akan turun *rating* lagi.

3. Pendekatan Logit.

- a. Variabel yang dihasilkan yang berpengaruh secara signifikan dengan menggunakan tingkat signifikansi sebesar 5% adalah variabel RATE, MATURITY, dan DSEKTOR. Kemudian uji validitas model bisa dilihat dari nilai *probability (LR Star)* sebesar 1.07E-09 atau mendekati nol. Kemudian dengan menggunakan metode *backtesting* menghasikan kekuatan prediksi model logit sebesar 65,02 %. Hal ini menunjukan bahwa model logit yang dihasilkan adalah cukup valid yakni model mampu secara signifikan menjelaskan variasi variabel dependen.
- b. Metode logit diharapkan bisa membantu institusi perbankan melakukan analisis kredit yang lebih baik dari awal nasabah mengajukan kredit dan saat nasabah telah mendapatkan kredit. Dengan mengetahui tingkat risiko dari profil nasabah, institusi perbankan dapat melakukan seleksi aset (nasabah) untuk membentuk portofolionya.

5.2. Saran

Berdasarkan atas temuan-temuan sebagaimana yang telah disebutkan dalam sub bab 5.1 di atas, maka kami memberikan beberapa saran untuk penelitian-penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Memahami karakteristik data membuat peneliti mudah dalam menyusun metodologi penelitian sesuai dengan tujuan penelitian penelitian dan metodologi ini harus valid (sahih) dengan landasan teoritis yang kita bawa.
2. Bank BPR XYZ lebih pro aktif untuk memperbaiki data *base* yang ada di serta *maintenance data*.
3. Bank BPR XYZ diharapkan bisa melakukan *monitoring* dan melakukan pengawasan lebih baik lagi di nasabah yang masuk kedalam kategori gagal bayar yaitu mulai dari nasabah masuk ke *rating KL, D, dan M*.
4. Analisis kredit atas calon nasabah baru berdasarkan variabel-variabel yang hasil uji yang signifikan secara statistik dan memproyeksi gagal bayar nasabah dengan menggunakan model *Hazard-rate*.

DAFTAR PUSTAKA

- Andrea Resti and Andrea Sironi (2004): Risk Management and Shareholder' Value In Banking From Risk Measurement Models to Capital Allocation Policies. John Wiley & Sons, Ltd.
- Angbazo,L.A.;J.Mei and A.Saunders (1998): Credit Spreads in the Market for Highly Leveraged Transaction Loans. *Journal of Banking and Finance* 22, pp 1249-1282.
- Basel Committee on Banking Supervision. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework Comprehensive Version*. Basel, 2004.
- Basel Committee on Banking Supervision. *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*. Basel, 2005.
- Berger, A.N. and G. F. Udell (1998): The Economics of Small Business Finance: The Roles of Private Equity and Debt Markets in the Financial Growth Cycle. *Journal of Banking and Finance* 22, pp. 613-673.
- Booth, J.R. (1992): Contract Costs, Bank Loans, and the Cross-Monitoring Hypothesis. *Journal of Financial Economics*, Vol. 31, pp. 25-41
- Chan, Y.-S. and A. V. Thakor (1987): Collateral and Competitive Equilibria with Moral Hazard and Private Information. *Journal of Finance*, Vol. 42, pp. 345-364.
- Chang Ying Wu (2004) : Using non-financial information to predict bankruptcy a study of public companies in taiwan *international journal of management*. *International Journal of Management*, Vol 21 No. 2.
- Credit Suisse First Boston International. *CreditRisk⁺: A Credit Risk Management Framework*. London, 1997.
- Crouhy M, Galai D, Mark R. Chapter 7: Credit Rating System. In: Crouhy M, Galai D, Mark R. *Risk Management*. New York: McGraw-Hill, 2001. p. 259-421.
- Crouhy M, Galai D, Mark R. Chapter 8: Credit Migration Approach to Measuring Credit Risk. In: Crouhy M, Galai D, Mark R. *Risk Management*. New York: McGraw-Hill, 2001. p. 347-50.

- Crouhy M, Galai D, Mark R. Chapter 10: Other Approach, The Actuarial and Reduced-Form Approach to Measuring Credit Risk. In: Crouhy M, Galai D, Mark R. Risk Management. New York: McGraw-Hill, 2001. p. 403-22.
- Edward I. Altman., Fianance ratios, discriminant analysis and Prediction of Corporations. Journal of Banking and Finence, September 1968.
- Ferry N. Idroes Sugiarto (2006), Manajemen Risiko Perbankan : Dalam konteks kesepakatan Basel dan Peraturan Bank Indonesia. Graha Ilmu.
- Flannery, M. J. (1986): Asymmetric Information and Risk Debt Maturity Choice. The Journal of Finance, Vol. XLI, n° 1, pp. 19-37.
- Freixas, X. and Rochet J.C. (1997): Microeconomics of Banking. The MIT Press. Cambridge, Massachusetts.
- Jackson, P. and W. Perraudin (1999): The Nature of Credit Risk: The Effect of Maturity, Type of Obligor, and Country of Domicile. Financial Stability Review, November, pp. 128-140.
- Gabriel Jimenez and Jesus Saurina (2002) : Loan Characteristics and Credit risk. Bank Of Spain. Directorate_General of Regulator, September 2002.
- Gujarati, Damodar N. (2003), Basic Econometrics. 4th Edition. International Edition, McGraw-Hill, New York, USA.
- Harhoff, D. and T. Korting (1997): Leading relationships in Germany: Empirical results from survey data. Working paper.
- Horowitz, JL., George RN. Specification Testing in Censored Regression Models: Parametric and Semiparametric Methods. Journal of Applied Econometrics 1989;4: S61-S86.
- Imam Wahyudi (2007): Analisis Risiko Kredit pada Bank BPD XYZ: Pendekatan Frekuensi, Intensitas Transisi, dan Mata Rantai Markov. Magister Manajemen UI.
- Jaffry Y, Till S. Measurement, estimation and comparison of credit migration matrices. Journal of Banking & Finance 2004; 28:2603-39.
- J.P. Morgan & Co Incorporated. CreditMetricsTM – Technical Document. New York, 1997.

- Kuncoro, Mudrajad (2001), *Metode Kuantitatif : Teori dan Aplikasi Untuk Bisnis dan Ekonomi*. Yogyakarta, Unit Penerbitan dan Percetakan AMP YKPN.
- La Porta, R.; F. López de Silanes, F.; A. Shleifer and R. Vishny (1998): *Law and Finance, Journal of Political Economy*, Vol. 106, pp. 1113-1155.
- Muliaman D Hadad, Wimboh, dan Sarwendi (2004), *Model prediksi kepailitan bank umum di Indonesia*. Direktorat Penelitian dan Pengaturan bank, Bank Indonesia.
- Manove, M. and A. J. Padilla (1999): *Banking (Conservatively) with Optimists*. *RAND Journal of Economics*, Vol. 30, pp. 324-350.
- Manove, M. and A. J. Padilla (2001): *Collateral Versus Project Screening: a Model of Lazy Banks*. *Rand Journal of Economics*, Vol. 32, n° 4, pp. 726-744.
- Masyahud Ali (2006), *Manajemen Risiko : Strategi Perbankan dan Dunia Usaha Menghadapi Tantangan Globalisasi Bisnis*. Jakarta, Divisi Buku Perguruan Tinggi PT RajaGrafindo Persada.
- Muhammad Yunus (2003), *Banker to The Poor : Micro-Lending and the Battle Against World Poverty*. PublicAffairs New York.
- Saunders, A.; E. Strock and N. Travlos (1990): *Ownership Structure, Deregulation, and Bank Risk Taking*. *The Journal of Finance*, Vol. XLV, no. 2, pp. 643-654.

LAMPIRAN I
STATISTIK DESKRIPTIF (JENIS KELAMIN)

Laki-laki

Ket	RATE	INCOME	SAVING	CREDIT	MATURITY	TANGGUNGAN
Mean	0.306203	6237479.	2489995.	13737968	30.10695	4.390374
Median	0.228000	2833500.	1008000.	7000000.	24.00000	4.000000
Maximum	0.990000	90600000	33000000	1.00E+08	60.00000	10.00000
Minimum	0.020000	701000.0	141000.0	500000.0	1.000000	2.000000
Std. Dev.	0.163436	10076376	4154234.	20178282	20.31453	1.130856
Skewness	2.013336	4.530395	3.560292	2.881333	0.396500	1.186404
Kurtosis	6.465540	30.72824	18.15451	11.18404	1.721370	6.770738
Jarque-Bera	439.8249	13260.69	4368.972	1561.246	35.27671	309.3086
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Sum	114.5200	2.33E+09	9.31E+08	5.14E+09	11260.00	1642.000
Sum Sq. Dev.	9.963309	3.79E+16	6.44E+15	1.52E+17	153929.7	477.0053
Observations	374	374	374	374	374	374

Perempuan

Ket	RATE	INCOME	SAVING	MATURITY	CREDIT	TANGGUNGAN
Mean	0.316579	4956290.	2246098.	27.28571	11199444	4.468254
Median	0.228000	3038500.	1053000.	24.00000	7000000.	4.000000
Maximum	0.972000	38000000	28570000	60.00000	1.00E+08	8.000000
Minimum	0.030000	954000.0	180000.0	1.000000	300000.0	1.000000
Std. Dev.	0.183017	5336008.	3273357.	20.22320	13935931	1.133949
Skewness	2.020476	2.825597	4.039414	0.517887	3.222117	0.242972
Kurtosis	5.722445	12.35192	24.60393	1.958306	15.09757	3.549186
Jarque-Bera	249.2805	1253.642	5585.972	22.65851	1972.733	5.646350
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000012	0.000000	0.059417
Sum	79.77780	1.25E+09	5.66E+08	6876.000	2.82E+09	1126.000
Sum Sq. Dev.	8.407255	7.15E+15	2.69E+15	102653.4	4.87E+16	322.7460
Observations	252	252	252	252	252	252

LAMPIRAN II
STATISTIK DESKRIPTIF (SUKU)

Batak

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.442806	9896774.	12.48387	7384387.	3570419.	4.354839
Median	0.300000	7000000.	12.00000	7000000.	3420000.	4.000000
Maximum	0.793000	50000000	24.00000	17000000	8655000.	7.000000
Minimum	0.120000	300000.0	-1.000000	1100000.	433000.0	2.000000
Std. Dev.	0.250512	10561739	9.084312	5741741.	2965528.	1.198565
Skewness	0.621372	1.787675	0.241073	0.327058	0.409212	1.175609
Kurtosis	1.574070	7.568750	1.412347	1.518223	1.690836	4.025131
Jarque-Bera	4.621178	43.47311	3.556098	3.388728	3.078982	8.498024
Probability	0.099203	0.000000	0.168967	0.183716	0.214490	0.014278
Sum	13.72700	3.07E+08	387.0000	2.29E+08	1.11E+08	135.0000
Sum Sq. Dev.	1.882689	3.35E+15	2475.742	9.89E+14	2.64E+14	43.09677
Observations	31	31	31	31	31	31

Betawi

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.259920	27120000	9.600000	13676800	7774520.	3.960000
Median	0.240000	10000000	10.00000	4500000.	1750000.	4.000000
Maximum	0.420000	1.00E+08	24.00000	40000000	28570000	5.000000
Minimum	0.030000	2000000.	1.000000	1500000.	678000.0	1.000000
Std. Dev.	0.082645	26851940	5.605057	13037746	8780268.	1.059874
Skewness	-0.376716	0.992502	0.962706	0.707836	1.129720	-0.777343
Kurtosis	4.417781	3.188296	4.468113	1.953235	3.152534	3.276471
Jarque-Bera	2.685169	4.141348	6.106845	3.229002	5.342019	2.597383
Probability	0.261170	0.126101	0.047197	0.198990	0.069182	0.272889
Sum	6.498000	6.78E+08	240.0000	3.42E+08	1.94E+08	99.00000
Sum Sq. Dev.	0.163924	1.73E+16	754.0000	4.08E+15	1.85E+15	26.96000
Observations	25	25	25	25	25	25

Cina

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.237500	41125000	21.75000	11896250	7328500.	3.250000
Median	0.240000	30000000	12.00000	8742500.	3956000.	3.000000
Maximum	0.360000	1.00E+08	60.00000	40000000	33000000	4.000000
Minimum	0.100000	2000000.	3.000000	1985000.	777000.0	2.000000
Std. Dev.	0.089083	42599254	23.93294	13240853	10899794	0.707107
Skewness	-0.409435	0.431656	1.058730	1.215397	1.862683	-0.323970
Kurtosis	2.083773	1.561259	2.271420	3.522057	5.108972	2.224490
Jarque-Bera	0.503340	0.938428	1.671489	2.060435	6.108703	0.340414
Probability	0.777501	0.625494	0.433552	0.356929	0.047153	0.843490
Sum	1.900000	3.29E+08	174.0000	95170000	58628000	26.00000
Sum Sq. Dev.	0.055550	1.27E+16	4009.500	1.23E+15	8.32E+14	3.500000
Observations	8	8	8	8	8	8

Jawa

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.296295	14350800	28.58000	6673435.	2475309.	4.515000
Median	0.228000	7000000.	24.00000	2973000.	1115500.	4.000000
Maximum	0.990000	1.00E+08	60.00000	90600000	19562000	10.00000
Minimum	0.100000	500000.0	1.000000	701000.0	141000.0	2.000000
Std. Dev.	0.156011	20615221	19.21143	11262779	3477272.	1.079631
Skewness	2.321893	2.694509	0.471540	4.948209	2.737195	1.654576
Kurtosis	7.945658	9.992297	1.940226	33.26209	10.53698	9.049245
Jarque-Bera	383.5356	649.4478	16.77103	8447.779	723.1256	396.1988
Probability	0.000000	0.000000	0.000228	0.000000	0.000000	0.000000
Sum	59.25900	2.87E+09	5716.000	1.33E+09	4.95E+08	903.0000
Sum Sq. Dev.	4.843530	8.46E+16	73446.72	2.52E+16	2.41E+15	231.9550
Observations	200	200	200	200	200	200

Padang

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.330000	57500000	14.00000	16078333	8038167.	3.833333
Median	0.330000	62500000	12.00000	15200000	8050000.	4.000000
Maximum	0.420000	1.00E+08	24.00000	30000000	15000000	5.000000
Minimum	0.240000	5000000.	12.00000	3570000.	1229000.	2.000000
Std. Dev.	0.098590	46984040	4.898979	10204686	5657874.	0.983192
Skewness	1.67E-17	-0.053865	1.788854	0.160267	0.014040	-1.050139
Kurtosis	1.000000	1.071824	4.200000	1.637517	1.321210	3.378121
Jarque-Bera	1.000000	0.932368	3.560000	0.489775	0.704781	1.138536
Probability	0.606531	0.627392	0.168638	0.782793	0.703006	0.565940
Sum	1.980000	3.45E+08	84.00000	96470000	48229000	23.00000
Sum Sq. Dev.	0.048600	1.10E+16	120.0000	5.21E+14	1.60E+14	4.833333
Observations	6	6	6	6	6	6

Sunda

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.311476	9637465.	32.42535	4173203.	1657656.	4.442254
Median	0.228000	7000000.	24.00000	2780000.	951000.0	4.000000
Maximum	0.972000	75000000	60.00000	45000000	18405000	9.000000
Minimum	0.020000	300000.0	1.000000	954000.0	222000.0	2.000000
Std. Dev.	0.173840	11248971	20.79730	5194172.	2536095.	1.151720
Skewness	2.028514	3.537382	0.199482	4.560531	4.693523	0.502347
Kurtosis	6.011571	17.74062	1.610614	28.59114	27.57065	3.900228
Jarque-Bera	377.6170	3954.378	30.90817	10917.73	10233.37	26.91819
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000001
Sum	110.5740	3.42E+09	11511.00	1.48E+09	5.88E+08	1577.000
Sum Sq. Dev.	10.69801	4.48E+16	153114.8	9.55E+15	2.28E+15	469.5662
Observations	355	355	355	355	355	355

LAMPIRAN III
HASIL STATISTIK DESKRIPTIF (SEKTOR BISNIS)

Lain-lain

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.237684	8578947.	31.31579	3518842.	1542263.	3.842105
Median	0.228000	6500000.	36.00000	3330000.	1192000.	4.000000
Maximum	0.360000	20000000	60.00000	8706000.	3420000.	6.000000
Minimum	0.220000	2000000.	4.000000	954000.0	449000.0	2.000000
Std. Dev.	0.030209	5538409.	18.51142	1792725.	966687.5	1.067872
Skewness	3.755094	0.851237	0.324092	0.995923	0.791392	0.318623
Kurtosis	15.77644	2.660214	2.027427	4.794827	2.106309	2.083905
Jarque-Bera	173.8820	2.385983	1.081449	5.691174	2.615577	0.985873
Probability	0.000000	0.303313	0.582326	0.058100	0.270417	0.610830
Sum	4.516000	1.63E+08	595.0000	66858000	29303000	73.00000
Sum Sq. Dev.	0.016426	5.52E+14	6168.105	5.78E+13	1.68E+13	20.52632
Observations	19	19	19	19	19	19

Perdagangan, RM, Hotel

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.312902	12802429	29.02329	5737233.	2396341.	4.437604
Median	0.228000	7000000.	24.00000	2856000.	1008000.	4.000000
Maximum	0.990000	1.00E+08	60.00000	90600000	33000000	10.00000
Minimum	0.020000	300000.0	1.000000	701000.0	141000.0	1.000000
Std. Dev.	0.174171	18220011	20.41771	8590797.	3863090.	1.132777
Skewness	1.984514	3.074642	0.436420	4.888874	3.758742	0.826119
Kurtosis	5.950405	12.88636	1.791650	37.76539	20.39416	5.477323
Jarque-Bera	612.4710	3394.495	55.64150	32660.27	8991.697	222.0450
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Sum	188.0540	7.69E+09	17443.00	3.45E+09	1.44E+09	2667.000
Sum Sq. Dev.	18.20138	1.99E+17	250129.7	4.43E+16	8.95E+15	769.9101
Observations	601	601	601	601	601	601

Investasi .Jasa Konsumtif

	RATE	CREDIT	MATURITY	INCOME	SAVING	TANGGUNGAN
Mean	0.288000	17166667	16.33333	11144500	4628500.	4.666667
Median	0.300000	12500000	18.00000	4850000.	1846000.	4.500000
Maximum	0.420000	50000000	24.00000	26750000	12214000	6.000000
Minimum	0.120000	5000000.	2.000000	2265000.	765000.0	4.000000
Std. Dev.	0.111283	16773988	9.157875	11472389	4916389.	0.816497
Skewness	-0.321410	1.477272	-0.500785	0.687682	0.780873	0.626099
Kurtosis	1.834397	3.644736	1.817913	1.520450	1.766763	2.040000
Jarque-Bera	0.442962	2.286253	0.600118	1.020174	0.989981	0.622400
Probability	0.801331	0.318821	0.740775	0.600443	0.609577	0.732567
Sum	1.728000	1.03E+08	98.00000	66867000	27771000	28.00000
Sum Sq. Dev.	0.061920	1.41E+15	419.3333	6.58E+14	1.21E+14	3.333333
Observations	6	6	6	6	6	6



LAMPIRAN IV
METODE HAZARD-RATE JENIS KELAMIN PEREMPUAN

Matriks Generator

Kol Nasabah	NR	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
NR	-0.132751493	0.043638034	0.011024345	0.040881948	0.037207166	0.000000000	0.000000000
L	0.155844156	-0.219047619	0.018181818	0.008659009	0.031168831	0.005194905	0.000000000
DPK	0.348547718	0.983402490	-1.717842324	0.224066390	0.099585062	0.062240664	0.000000000
KL	0.234375000	0.328125000	0.522321429	-1.352678571	0.147321429	0.120535714	0.000000000
D	0.099667774	0.259136213	0.129568106	0.847176080	-1.425249169	0.089700997	0.000000000
M	0.655629139	0.019867550	0.000000000	0.000000000	0.000000000	-0.675496689	0.000000000

Matriks Generator (penyesuaian)

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	-0.06672	0.01919	0.00914	0.03291	0.00548	0.00000
DPK	1.11268	-1.54930	0.25352	0.11268	0.07042	0.00000
KL	0.35627	0.56713	-1.21424	0.15996	0.13088	0.00000
D	0.26823	0.13411	0.87690	-1.37209	0.09285	0.00000
M	0.02562	0.00000	0.00000	0.00000	-0.02562	0.00000

Matriks Transisi

Dari Ke	L	DPK	KL	D	M	Jumlah
L	0.94842	0.01261	0.01288	0.01849	0.00760	1.00000
DPK	0.58610	0.23939	0.08489	0.04081	0.04881	1.00000
KL	0.35234	0.15628	0.34193	0.05865	0.09079	1.00000
D	0.27870	0.09343	0.25955	0.28050	0.08182	1.00000
M	0.02458	0.00018	0.00016	0.00028	0.97480	1.00000
Jumlah	2.19014	0.50790	0.69942	0.39874	1.20381	

Matriks Eksponensial

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	1	0	0	0	0
DPK	0	1	0	0	0
KL	0	0	1	0	0
D	0	0	0	1	0
M	0	0	0	0	1

Matriks 0

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	1	0	0	0	0
DPK	0	1	0	0	0
KL	0	0	1	0	0
D	0	0	0	1	0
M	0	0	0	0	1

1/Faktorial 1.0000000

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0667245475	0.0191947328	0.0091403490	0.0329052563	0.0054842094
DPK	1.1126760563	-1.5492957746	0.2535211268	0.1126760563	0.0704225352
KL	0.3562729779	0.5671284139	-1.2142364758	0.1599592962	0.1308757878
D	0.2682287113	0.1341143557	0.8769015562	-1.3720930233	0.0928484001
M	0.0256186825	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	-0.0256186825

Matriks 1

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0667245475	0.0191947328	0.0091403490	0.0329052563	0.0054842094
DPK	1.1126760563	-1.5492957746	0.2535211268	0.1126760563	0.0704225352
KL	0.3562729779	0.5671284139	-1.2142364758	0.1599592962	0.1308757878
D	0.2682287113	0.1341143557	0.8769015562	-1.3720930233	0.0928484001
M	0.0256186825	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	-0.0256186825

1/Faktorial 1.0000000000

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.0190163885	-0.0107111297	0.0110062550	-0.0218598952	0.0025483815
DPK	-0.8378786531	1.2902827141	-0.2958188767	-0.1260023085	-0.0305828758
KL	0.1104584749	-0.7694931297	0.8808371344	-0.1690411998	-0.0527612798
D	0.0390443160	0.0553320954	-1.1157519180	1.0234227157	-0.0020472091
M	-0.0011828559	0.0002458719	0.0001170818	0.0004214947	0.0003984076

Matriks 2

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.0380327769	-0.0214222595	0.0220125100	-0.0437197904	0.0050967629
DPK	-1.6757573063	2.5805654282	-0.5916377534	-0.2520046169	-0.0611657516
KL	0.2209169497	-1.5389862593	1.7616742689	-0.3380823997	-0.1055225596
D	0.0780886320	0.1106641909	-2.2315038361	2.0468454314	-0.0040944183
M	-0.0023657119	0.0004917438	0.0002341637	0.0008429893	0.0007968151

1/Faktorial 0.5000000000

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0050212705	0.0067566522	-0.0116916179	0.0103910712	-0.0004348351
DPK	0.4505335180	-0.7332594742	0.1893859581	0.0811270883	0.0122129099
KL	-0.1988139271	0.5570565302	-0.4706167351	0.0965898508	0.0157842813
D	-0.0213639552	-0.1934984246	0.7555374609	-0.5250622314	-0.0156128497
M	0.0001724927	-0.0000935680	0.0000929888	-0.0001902733	0.0000183598

Matriks 3

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0301276232	0.0405399135	-0.0701497073	0.0623464275	-0.0026090105
DPK	2.7032011079	-4.3995568454	1.1363157483	0.4867625300	0.0732774592
KL	-1.1928835627	3.3423391813	-2.8237004108	0.5795391045	0.0947056876
D	-0.1281837314	-1.1609905478	4.5332247656	-3.1503733882	-0.0936770982
M	0.0010349561	-0.0005614079	0.0005579325	-0.0011416397	0.0001101590

1/Faktorial 0.1666666667

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	0.0016159109	-0.0039503729	0.0062438483	-0.0038829031	-0.0000264831
+ DPK	-0.1890988282	0.3157425352	-0.0851494007	-0.0372039331	-0.0042903732
KL	0.1229334376	-0.2802018864	0.1988870417	-0.0378962181	-0.0037223749
D	-0.0214836822	0.1643611488	-0.3567700611	0.2046959598	0.0091966347
M	-0.0000332643	0.0000438734	-0.0000754765	0.0000677700	-0.0000029026

Matriks 4

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	0.0387818604	-0.0948089496	0.1498523602	-0.0931896756	-0.0006355955
+ DPK	-4.5383718774	7.5778208450	-2.0435856168	-0.8928943937	-0.1029689570
KL	2.9504025031	-6.7248452739	4.7732890015	-0.9095092339	-0.0893369967
D	-0.5156083737	3.9446675717	-8.5624814663	4.9127030348	0.2207192335
M	-0.0007983442	0.0010529617	-0.0018114366	0.0016264805	-0.0000696615

1/Faktorial 0.04166666667

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0006641953	0.0018343248	-0.0023946330	0.0011869051	0.0000375985
+ DPK	0.0647022371	-0.1092177006	0.0298172591	0.0133562194	0.0013419851
KL	-0.0518757491	0.1088374678	-0.0689281193	0.0112568161	0.0007095846
D	0.0224695222	-0.0859876358	0.1308348165	-0.0640235892	-0.0032931137
M	0.0000084499	-0.0000204655	0.0000323786	-0.0000202422	-0.0000001208

Matriks 5

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0797034333	0.2201189705	-0.2873559652	0.1424286103	0.0045118178
+ DPK	7.7642684484	-13.1061240777	3.5780710904	1.6027463297	0.1610382092
KL	-6.2250898896	13.0604961314	-8.2713743206	1.3508179294	0.0851501495
D	2.6963426621	-10.3185162968	15.7001779835	-7.6828307088	-0.3951736400
M	0.0010139927	-0.0024558559	0.0038854267	-0.0024290650	-0.0000144985

1/Faktorial 0.00833333333

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.0002585849	-0.0006755907	0.0007345698	-0.0003044598	-0.0000131042
DPK	-0.0186001938	0.0315256566	-0.0085984513	-0.0039556006	-0.0003714110
KL	0.0171737640	-0.0345330941	0.0201140985	-0.0026524501	-0.0001023184
D	-0.0113033454	0.0332108728	-0.0394335158	0.0166375305	0.0008884579
M	-0.0000028720	0.0000079195	-0.0000103628	0.0000051543	0.0000001611

6

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.1861811475	-0.4864252884	0.5288902567	-0.2192110848	-0.0094350309
DPK	-13.3921395396	22.6984727877	-6.1908849009	-2.8480324552	-0.2674158920
KL	12.3651100615	-24.8638277312	14.4821509512	-1.9097640522	-0.0736692293
D	-8.1384087083	23.9118284234	-28.3921313546	11.9790219579	0.6396896816
M	-0.0020678741	0.0057020738	-0.0074612207	0.0037110628	0.0001159583

1/Faktorial 0.0013888889

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0000841801	0.0002039166	-0.0001896908	0.0000668049	0.0000031494
DPK	0.0045978595	-0.0078009316	0.0021134698	0.0009988846	0.0000907177
KL	-0.0047311476	0.0092690240	-0.0050495863	0.0005044142	0.0000072958
D	0.0040204974	-0.0102575665	0.0101124901	-0.0036608380	-0.0001945831
M	0.0000009569	-0.0000025015	0.0000027263	-0.0000011331	-0.0000000485

Matriks

7

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.4242677375	1.0277396804	-0.9560417093	0.3366967685	0.0158729980
DPK	23.1732117194	-39.3166952934	10.6518877402	5.0343784847	0.4572173491
KL	-23.8449839720	46.7158807527	-25.4499152038	2.5422476675	0.0367707556
D	20.2633070301	-51.6981349316	50.9669503036	-18.5514237014	-0.9806987007
M	0.0048226919	-0.0126076546	0.0137406182	-0.0057109717	-0.0002446838

1/Faktorial 0.00019841270

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.0000228660	-0.0000520203	0.0000424798	-0.0000127249	-0.0000006007
DPK	-0.0009954343	0.0016883473	-0.0004532504	-0.0002200222	-0.0000196404
KL	0.0011206949	-0.0021559234	0.0011100453	-0.0000763893	0.0000015725
D	-0.0011338874	0.0026513255	-0.0022588060	0.0007055690	0.0000357988
M	-0.0000002726	0.0000006610	-0.0000006162	0.0000002176	0.0000000102

Matriks 8

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.9219569662	-2.0974589983	1.7127864028	-0.5130660305	-0.0242183402
DPK	-40.1359096083	68.0741641247	-18.2750579523	-8.8712968318	-0.7918997322
KL	45.1864164860	-86.9268328908	44.7570275347	-3.0800149103	0.0634037804
D	-45.7183384080	106.9014442207	-91.0750581565	28.4485438804	1.4434084634
M	-0.0109927315	0.0266523280	-0.0248445455	0.0087720352	0.0004129138

1/Faktorial 0.00002480159

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0000053002	0.0000114910	-0.0000084131	0.0000021273	0.0000000951
DPK	0.0001915559	-0.0003246018	0.0000862609	0.0000429856	0.0000037993
KL	-0.0002331770	0.0004423298	-0.0002167969	0.0000084812	-0.0000008371
D	0.0002679049	-0.0005906509	0.0004470269	-0.0001186659	-0.0000056150
M	0.0000000659	-0.0000001500	0.0000001227	-0.0000000368	-0.0000000017

Matriks 9

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-1.9233295378	4.1698413970	-3.0529592863	0.7719542505	0.0344931766
DPK	69.5118096207	-117.7914857917	31.3023705383	15.5986250412	1.3786805915
KL	-84.6152534296	160.5126239139	-78.6712542556	3.0776674911	-0.3037837198
D	97.2173251165	-214.3354022697	162.2171230773	-43.0614912773	-2.0375546468
M	0.0239009421	-0.0544169336	0.0445158155	-0.0133688037	-0.0006310203

1/Faktorial 0.00000275573

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.0000010715	-0.0000022391	0.0000014946	-0.0000003144	-0.0000000126
DPK	-0.0000331598	0.0000561267	-0.0000147590	-0.0000075454	-0.0000006625
KL	0.0000432743	-0.0000811590	0.0000380689	-0.0000004148	0.0000002307
D	-0.0000547789	0.0001157842	-0.0000794148	0.0000176590	0.0000007505
M	-0.0000000137	0.0000000298	-0.0000000219	0.0000000055	0.0000000002

Matriks 10

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	3.8882730413	-8.1251252647	5.4235053945	-1.1409886274	-0.0456645437
DPK	-120.3304020824	203.6725751419	-53.5572895174	-27.3806356077	-2.4042479344
KL	157.0337620804	-294.5096414418	138.1442462588	-1.5054017020	0.8370348046
D	-198.7816024253	420.1577692337	-288.1805889707	64.0810017334	2.7234204289
M	-0.0498854794	0.1082199328	-0.0793532311	0.0201189420	0.0009998356

1/Faktorial 0.00000027557

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0000001923	0.0000003905	-0.0000002408	0.0000000412	0.0000000014
DPK	0.0000052149	-0.0000088160	0.0000022937	0.0000012023	0.0000001050
KL	-0.0000072485	0.0000134640	-0.0000060698	-0.0000000965	-0.0000000491
D	0.0000099044	-0.0000202823	0.0000127970	-0.0000023354	-0.0000000836
M	0.0000000025	-0.0000000053	0.0000000035	-0.0000000007	0.0000000000

Matriks 11

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-7.6750429529	15.5856576607	-9.6103035195	1.6455201901	0.0541686216
DPK	208.1637080279	-351.9047669570	91.5565313777	47.9913125806	4.1932149707
KL	-289.3371193403	537.4403954756	-242.2889445843	-3.8539411809	-1.9603903700
D	395.3502805252	-809.6054343846	510.8140507590	-93.2214986964	-3.3373982032
M	0.1008904326	-0.2109274563	0.1409759878	-0.0297460461	-0.0011929180

1/Faktorial 0.00000002505

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	0.0000000310	-0.0000000616	0.0000000355	-0.0000000048	-0.0000000001
DPK	-0.0000007512	0.0000012684	-0.0000003265	-0.0000001754	-0.0000000153
KL	0.0000011063	-0.0000020379	0.0000008861	0.0000000367	0.0000000089
D	-0.0000016082	0.0000032131	-0.0000018865	0.0000002743	0.0000000072
M	-0.0000000004	0.0000000008	-0.0000000005	0.0000000001	0.0000000000

Matriks 12

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	14.8727739044	-29.5237022697	16.9932812133	-2.2914829748	-0.0508698732
DPK	-359.8464468748	607.5608496714	-156.4002274098	-84.0047880269	-7.3093873599
KL	529.8979840146	-976.1336962204	424.4243995740	17.5675489580	4.2437636738
D	-770.3090896635	1539.1017427946	-903.6335725090	131.4039788108	3.4369405671
M	-0.1992091683	0.4046876982	-0.2498149334	0.0429181138	0.0014182897

1/Faktorial 0.0000000021

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0000000046	0.0000000089	-0.0000000048	0.0000000005	0.0000000000
DPK	0.0000000998	-0.0000001683	0.0000000429	0.0000000236	0.0000000020
KL	-0.0000001550	0.0000002835	-0.0000001193	-0.0000000078	-0.0000000014
D	0.0000002372	-0.0000004648	0.0000002562	-0.0000000284	-0.0000000003
M	0.0000000001	-0.0000000001	0.0000000001	0.0000000000	0.0000000000

Matriks 13

Kol Nasabah	L	DPK	KL	D	M
L	-28.4043935605	55.3564779584	-29.9922068019	3.0251392029	0.0149832010
DPK	621.5880738562	-1048.1638745673	266.9833206835	146.8614342289	12.7310457988
KL	-965.4460093770	1765.5502583285	-742.5736382198	-48.7641494772	-8.7664612544
D	1477.3143288636	-2894.1628187919	1595.6071121822	-176.7703761995	-1.9882460543
M	0.3861243485	-0.7667259194	0.4417454049	-0.0598042802	-0.0013395538

1/Faktorial 0.0000000002

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	0.0000000006	-0.0000000012	0.0000000006	0.0000000000	0.0000000000
DPK	-0.0000000123	0.0000000207	-0.0000000052	-0.0000000029	-0.0000000003
KL	0.0000000201	-0.0000000365	0.0000000149	0.0000000013	0.0000000002
D	-0.0000000321	0.0000000619	-0.0000000323	0.0000000025	0.0000000000
M	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000

Matriks 14

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	53.6154981025	-102.9124902233	52.8447913606	-3.6456089079	0.0978096681
DPK	-1072.9044807266	1806.9571328324	-455.4480207888	-256.4505421089	-22.1540892080
KL	1751.0409952302	-3181.5656154901	1297.6784163631	115.2943847119	17.5518191848
D	-2797.8329306982	5393.4775657473	-2812.6828250438	220.2861444181	-3.2479544234
M	-0.7375751364	1.4378025392	-0.7796777578	0.0790321875	0.0004181675

1/Faktorial 0.0000000001

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	-0.0000000001	0.0000000001	-0.0000000001	0.0000000000	0.0000000000
DPK	0.0000000014	-0.0000000024	0.0000000006	0.0000000003	0.0000000000
KL	-0.0000000024	0.0000000044	-0.0000000017	-0.0000000002	0.0000000000
D	0.0000000040	-0.0000000076	0.0000000038	-0.0000000002	0.0000000000
M	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000

Matriks 15

Kol Nasab:	L	DPK	KL	D	M
L	-100.2339136574	189.9518756395	-92.9633394690	3.6235883435	-0.3782106566
DPK	1850.5282228578	-3112.7963785824	776.4348071782	447.3174615402	38.5158870062
KL	-3163.1866275697	5714.2098630417	-2265.1756156209	-251.4867084724	-34.3609113788
D	5244.7984583394	-9975.4044738719	4950.2186842617	-236.5154746791	16.9028059500
M	1.3924541245	-2.6733170157	1.3737882468	-0.0954203975	0.0024950419

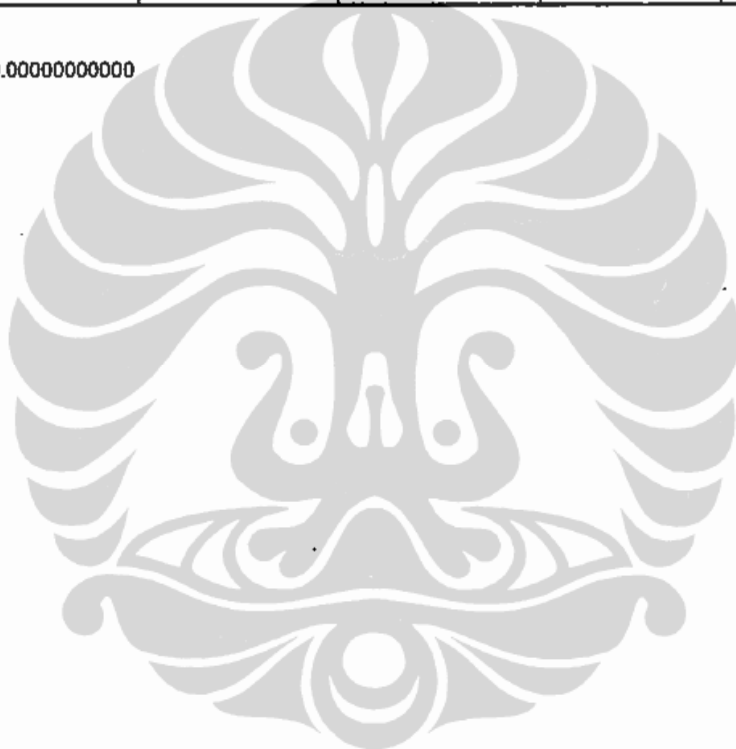
1/Faktorial 0.0000000000

Kol Nasab	L	DPK	KL	D	M
L	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000
+ DPK	-0.0000000002	0.0000000003	-0.0000000001	0.0000000000	0.0000000000
KL	0.0000000003	-0.0000000005	0.0000000002	0.0000000000	0.0000000000
D	-0.0000000005	0.0000000009	-0.0000000004	0.0000000000	0.0000000000
M	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000	0.0000000000

Matriks 16

Kol Nasab	L	DPK	KL	D	M
L	185.8849017899	-348.4517775541	163.2976485494	-1.7374450190	1.0066722339
+ DPK	-3189.4168035523	5358.4926053279	-1322.7672573733	-779.4087174958	-65.8998269065
KL	5693.7695927531	-10232.0911503899	3949.6900640251	522.4964265896	66.1350670220
D	-9748.7285755079	18331.2140572040	-8699.1733715371	164.9459306010	-48.2590407601
M	-2.6035336466	4.9348036459	-2.4167929199	0.0952761040	-0.0097531835

1/Faktorial 0.0000000000



LAMPIRAN V
HASIL MODEL VARIABEL YANG SIGNIFIKAN

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.690963	0.616580	5.986190	0.0000
MATURITY	0.025943	0.005348	4.850959	0.0000
DSEKTOR	0.957488	0.431340	2.219800	0.0264
C	-6.661581	1.807379	-3.685769	0.0002
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.441514	Akaike info criterion	1.163626	
Sum squared resid	121.2495	Schwarz criterion	1.191993	
Log likelihood	-360.2150	Hannan-Quinn criter.	1.174648	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	-0.575423	
LR statistic (3 df)	44.71070	McFadden R-squared	0.058435	
Probability(LR stat)	1.07E-09			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

AWAL MODEL

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.772137	0.786282	4.797433	0.0000
INCOME	-0.111119	0.322327	-0.344739	0.7303
SAVING	0.151605	0.282520	0.536615	0.5915
MATURITY	0.024844	0.006031	4.119414	0.0000
TANGGUNGAN	0.095464	0.083030	1.149759	0.2502
DSEKTOR	0.954953	0.442921	2.156036	0.0311
DLOCATION	0.021090	0.034530	0.610765	0.5414
DSUKU	0.025512	0.043020	0.593032	0.5532
DEDUCATION	-0.018471	0.108804	-0.169765	0.8652
DSTATUS	0.146718	0.405046	0.362225	0.7172
DKELAMIN	-0.088043	0.191785	-0.459068	0.6462
DPROFESI	0.026545	0.086339	0.307451	0.7585
C	-7.999847	3.102401	-2.578599	0.0099
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.443711	Akaike info criterion	1.188254	
Sum squared resid	120.6873	Schwarz criterion	1.280445	
Log likelihood	-358.9234	Hannan-Quinn criter.	1.224073	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.573360	
LR statistic (12 df)	47.29399	McFadden R-squared	0.061811	
Probability(LR stat)	4.15E-06			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

MENGUNAKAN METODE BACKWARD STEPWISE

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.912610	0.684579	5.715353	0.0000
INCOME	-0.097764	0.317767	-0.307661	0.7583
SAVING	0.142015	0.281445	0.504593	0.6138
MATURITY	0.025075	0.005965	4.203515	0.0000
TANGGUNGAN	0.098005	0.082577	1.186832	0.2353
DSEKTOR	0.954153	0.441320	2.162042	0.0306
DLOCATION	0.020234	0.034443	0.587446	0.5569
DSUKU	0.025519	0.043015	0.593264	0.5530
DSTATUS	0.180869	0.395906	0.456848	0.6478
DKELAMIN	-0.084206	0.191463	-0.439805	0.6601
C	-8.145152	3.071094	-2.652199	0.0080
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.443032	Akaike info criterion	1.182073	
Sum squared resid	120.7104	Schwarz criterion	1.260081	
Log likelihood	-358.9888	Hannan-Quinn criter.	1.212382	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.573465	
LR statistic (10 df)	47.16305	McFadden R-squared	0.061640	
Probability(LR stat)	8.82E-07			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.923226	0.684063	5.735185	0.0000
SAVING	0.063058	0.114965	0.548494	0.5834
MATURITY	0.024918	0.005944	4.191933	0.0000
TANGGUNGAN	0.097727	0.082624	1.182795	0.2369
DSEKTOR	0.961033	0.440971	2.179358	0.0293
DLOCATION	0.019488	0.034364	0.567113	0.5706
DSUKU	0.025501	0.043007	0.592949	0.5532
DSTATUS	0.203049	0.390633	0.519795	0.6032
DKELAMIN	-0.081601	0.191297	-0.426564	0.6697
C	-8.578028	2.732995	-3.138692	0.0017
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var		0.458763
S.E. of regression	0.442719	Akaike info criterion		1.179030
Sum squared resid	120.7363	Schwarz criterion		1.249946
Log likelihood	-359.0363	Hannan-Quinn criter.		1.206583
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood		0.573540
LR statistic (9 df)	47.06806	McFadden R-squared		0.061516
Probability(LR stat)	3.81E-07			
Obs with Dep=0	438	Total obs		626
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.797338	0.772582	4.915125	0.0000
INCOME	-0.114714	0.321918	-0.356345	0.7216
SAVING	0.149145	0.282257	0.528400	0.5972
MATURITY	0.024802	0.006026	4.115804	0.0000
TANGGUNGAN	0.097097	0.082493	1.177031	0.2392
DSEKTOR	0.955002	0.442581	2.157800	0.0309
DLOCATION	0.020968	0.034527	0.607285	0.5437
DSUKU	0.025366	0.042993	0.590012	0.5552
DSTATUS	0.153071	0.403882	0.378999	0.7047
DKELAMIN	-0.087250	0.191678	-0.455192	0.6490
DPROFESI	0.027513	0.086187	0.319224	0.7496
C	-8.001706	3.102884	-2.578797	0.0099
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.443296	Akaike info criterion	1.185105	
Sum squared resid	120.6577	Schwarz criterion	1.270204	
Log likelihood	-358.9378	Hannan-Quinn criter.	1.218169	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.573383	
LR statistic (11 df)	47.26516	McFadden R-squared	0.061773	
Probability(LR stat)	1.93E-06			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.909369	0.682523	5.727822	0.0000
SAVING	0.061838	0.114975	0.537839	0.5907
MATURITY	0.025004	0.005937	4.211485	0.0000
TANGGUNGAN	0.095334	0.082383	1.157198	0.2472
DSEKTOR	0.964490	0.441881	2.182691	0.0291
DLOCATION	0.018489	0.034273	0.539478	0.5896
DSUKU	0.026152	0.042951	0.608885	0.5426
DSTATUS	0.166406	0.378933	0.439144	0.6606
C	-8.602138	2.734208	-3.146117	0.0017
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.442553	Akaike info criterion	1.176126	
Sum squared resid	120.8415	Schwarz criterion	1.239951	
Log likelihood	-359.1275	Hannan-Quinn criter.	1.200925	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.573686	
LR statistic (8 df)	46.88567	McFadden R-squared	0.061277	
Probability(LR stat)	1.61E-07			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.877753	0.677589	5.722873	0.0000
SAVING	0.055448	0.114208	0.485499	0.6273
MATURITY	0.024839	0.005924	4.193080	0.0000
TANGGUNGAN	0.094931	0.082418	1.151827	0.2494
DSEKTOR	0.985376	0.440189	2.238530	0.0252
DLOCATION	0.017696	0.034195	0.517513	0.6048
DSUKU	0.027666	0.042820	0.646108	0.5182
C	-8.250508	2.611456	-3.159352	0.0016
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.442395	Akaike info criterion	1.173239	
Sum squared resid	120.9509	Schwarz criterion	1.229972	
Log likelihood	-359.2239	Hannan-Quinn criter.	1.195282	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.573840	
LR statistic (7 df)	46.69288	McFadden R-squared	0.061025	
Probability(LR stat)	6.41E-08			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.757334	0.628301	5.980153	0.0000
MATURITY	0.023968	0.005638	4.251177	0.0000
TANGGUNGAN	0.094662	0.082461	1.147958	0.2510
DSEKTOR	0.989997	0.438860	2.255836	0.0241
DLOCATION	0.016692	0.034115	0.489291	0.6246
DSUKU	0.023939	0.042173	0.567640	0.5703
C	-7.395819	1.914925	-3.862198	0.0001
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.441981	Akaike info criterion	1.170419	
Sum squared resid	120.9199	Schwarz criterion	1.220061	
Log likelihood	-359.3412	Hannan-Quinn criter.	1.189707	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.574028	
LR statistic (6 df)	46.45823	McFadden R-squared	0.060719	
Probability(LR stat)	2.40E-08			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.722114	0.623610	5.968657	0.0000
MATURITY	0.024297	0.005598	4.340587	0.0000
TANGGUNGAN	0.094583	0.082390	1.147983	0.2510
DSEKTOR	1.008461	0.436620	2.309697	0.0209
DSUKU	0.018212	0.040490	0.449781	0.6529
C	-7.360156	1.910191	-3.853099	0.0001
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.441662	Akaike info criterion	1.167606	
Sum squared resid	120.9404	Schwarz criterion	1.210156	
Log likelihood	-359.4608	Hannan-Quinn criter.	1.184138	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.574218	
LR statistic (5 df)	46.21918	McFadden R-squared	0.060406	
Probability(LR stat)	8.20E-09			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			

Dependent Variable: DEF				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Included observations: 626				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
RATE	3.750629	0.620486	6.044668	0.0000
MATURITY	0.024908	0.005429	4.587856	0.0000
TANGGUNGAN	0.094288	0.082361	1.144812	0.2523
DSEKTOR	1.007760	0.436051	2.311108	0.0208
C	-7.271862	1.897301	-3.832740	0.0001
Mean dependent var	0.300319	S.D. dependent var	0.458763	
S.E. of regression	0.441463	Akaike info criterion	1.164735	
Sum squared resid	121.0267	Schwarz criterion	1.200193	
Log likelihood	-359.5621	Hannan-Quinn criter.	1.178512	
Restr. log likelihood	-382.5704	Avg. log likelihood	0.574380	
LR statistic (4 df)	46.01644	McFadden R-squared	0.060141	
Probability(LR stat)	2.44E-09			
Obs with Dep=0	438	Total obs	626	
Obs with Dep=1	188			