



TUGAS AKHIR - SS091324

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI
PENGGOLONGAN KREDIT DI PT BANK X (PERSERO) TBK
DENGAN MENGGUNAKAN METODE
HYBRID GENETIC ALGORITHM - LOGISTIC REGRESSION

NI PUTU BUDI SETIANINGSIH
NRP 1310 100 047

Pembimbing
Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2014



FINAL PROJECT - SS091324

MODELLING FACTORS AFFECTING
CREDIT CLASSIFICATION IN PT BANK X (PERSERO) TBK
BY USING HYBRID GENETIC ALGORITHM -
LOGISTIC REGRESSION METHOD

NI PUTU BUDI SETIANINGSIH
NRP 1310 100 047

Supervisor
Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2014

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PENGGOLONGAN KREDIT DI PT BANK X (PERSERO) TBK DENGAN MENGGUNAKAN METODE *HYBRID GENETIC ALGORITHM* – *LOGISTIC REGRESSION*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Kelulusan
Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

NI PUTU BUDI SETIANINGSIH
NRP. 1310 100 047

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir:

Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.
NIP. 19780406 200112 2 002

(*Irhamah*)

Mengetahui,

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Muhammad Mashuri, MT
NIP. 19620408 198701 1 001



SURABAYA, JULI 2014

**PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG
MEMPENGARUHI PENGGOLONGAN KREDIT
DI PT BANK X (PERSERO) TBK
DENGAN MENGGUNAKAN METODE *HYBRID
GENETIC ALGORITHM – LOGISTIC REGRESSION***

Nama Mahasiswa : Ni Putu Budi Setianingsih
NRP : 1310 100 047
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

Abstrak

PT Bank X (Persero) Tbk menunjukkan kinerja baik dalam perkreditan sampai pada tahun 2010. Namun sampai pada akhir kuartal III tahun 2013, PT Bank X (Persero) Tbk menjadi salah satu bank persero di Indonesia yang mengalami peningkatan rasio kredit bermasalah atau non performing loan (NPL). Terjadinya kredit bermasalah akan memberi dampak bagi kreditur maupun debitur. Untuk itu, penelitian ini melakukan pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk guna memprediksi risiko kredit dari calon debitur. Pemodelan tersebut dilakukan dengan menggunakan metode regresi logistik dan hybrid genetic algorithm – logistic regression terhadap data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk. Fungsi fitness yang digunakan adalah ukuran kesesuaian model regresi logistik, yaitu pseudo R^2 atau R_L^2 dan MSE. Metode hybrid genetic algorithm – logistic regression memberikan hasil yang lebih baik karena R_L^2 yang bernilai lebih tinggi dan MSE yang bernilai lebih rendah dibandingkan dengan hasil estimasi parameter model regresi logistik menggunakan metode maximum likelihood estimation (MLE).

Kata Kunci: *algoritma genetika, MSE, penggolongan kredit, pseudo R^2 , regresi logistik.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**MODELLING FACTORS AFFECTING
CREDIT CLASSIFICATION IN PT BANK X (PERSERO)
TBK BY USING HYBRID GENETIC ALGORITHM –
LOGISTIC REGRESSION METHOD**

Name of Student : Ni Putu Budi Setianingsih
NRP : 1310 100 047
Department : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Dr. Irhamah, S.Si., M.Si.

Abstract

PT Bank X (Persero) Tbk performed good profile in credit issue until 2010. But at the end of third quarter in 2013, PT Bank X (Persero) Tbk became one of some banks that having increment in non performing loan (NPL) ratio. NPL will definitely give affects for both creditors and debtors. Based on that issue, this research applied two methods for modelling factors that affect credit classification in PT Bank X (Persero) Tbk: logistic regression and hybrid genetic algorithm – logistic regression. The models were then used to predict debtor's credit risk. Hybrid genetic algorithm – logistic regression shows better result, since hybrid genetic algorithm gives higher R_L^2 and lower MSE than R_L^2 and MSE from the logistic regression model.

Keywords: *credit classification, genetic algorithm, logistic regression, MSE, pseudo R^2 .*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Om Swastiastu.

Pada lembar ini, penulis mengucapkan puji syukur kepada Tuhan yang Maha Esa, atas segala karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul:

**Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi
Penggolongan Kredit di PT Bank X (Persero) Tbk dengan
Menggunakan Metode *Hybrid Genetic Algorithm* -
*Logistic Regression***

Penulis juga mengucapkan terima kasih atas bimbingan, bantuan, dan dukungan dari keluarga, dosen, dan para sahabat. Terima kasih dari penulis untuk:

- Bapak (I Nyoman Kariasa), Ibu (Ni Luh Sri Artini), saudara (I Made Deni Setiawan), dan anggota keluarga lainnya atas segenap doa, kasih, dan dukungan yang tidak pernah berhenti.
- Dr. Mashuri, MT., Ketua Jurusan Statistika ITS.
- Dr. Irhamah, S.Si., M.Si., dosen pembimbing yang mengarahkan penulis hingga dapat menyelesaikan tugas akhir.
- Dra. Wiwiek S.W., M.S. dan Adatul M., S.Si., M.Si., dosen penguji yang memberikan kritik dan saran untuk kebaikan tugas akhir.
- Seluruh dosen dan karyawan Jurusan Statistika ITS atas segala ilmu dan bantuan yang diberikan.
- Ari Vanerlin Fitarisca, I Dewa Ayu Ratih Weda Iswara, I Dewa Ayu Made Istri Wulandari, Eriska Evadiani, Siska Puji Lestari, Bunga Nevrieda Nandasari, Ramadhana Dio Gradiana, dan teman-teman Σ 21 lainnya atas kebersamaan, serta segala bantuan dan dukungan yang diberikan.
- Disa Saraswati, Yustika Astary, Arnissa Wulandari, rekan seperjuangan lainnya di Kota Surabaya, Desak Ayu Wida Pratia Wijaya, serta rekan seperjuangan lainnya di Kota Yogyakarta dan Denpasar, atas kebersamaan, serta segala bantuan dan dukungan yang diberikan.
- Keluarga di lingkungan Rumah Kos Perumdos ITS Blok W/20.

Demikian ucap syukur dan terima kasih yang penulis sampaikan. Hingga selesainya tugas akhir, penulis menyadari bahwa terdapat kekurangan dalam tugas akhir ini. Untuk itu, penulis mengharapkan segala saran dan kritik untuk pengembangan ilmu pengetahuan yang lebih baik. Semoga tugas akhir ini dapat memberi manfaat bagi penulis, pembaca, dan peneliti lainnya. Amin.

Om, Shanti, Shanti, Shanti, Om.

Surabaya, Juli 2014

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Uji Independensi	7
2.2 Regresi Logistik (<i>Logistic Regression</i>)	8
2.3 Pembentukan Model Regresi Logistik	10
2.4 Uji Signifikansi Parameter	13
2.5 Interpretasi Koefisien Parameter Model	13
2.6 Ukuran Kesesuaian Model	15
2.7 Algoritma Genetika (<i>Genetic Algorithm</i>)	16
2.8 Pengertian Kredit	21
2.9 Analisis Kredit	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Data	25
3.2 Langkah Analisis	29
3.3 Diagram Alir	32
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Debitur di PT Bank X (Persero) Tbk	35
4.2 Pemodelan dengan Analisis Regresi Logistik	46
4.2.1 Uji Independensi	46

4.2.2	Estimasi dan Uji Signifikansi Koefisien Parameter Regresi Logistik	47
4.2.3	Interpretasi Model Regresi Logistik	56
4.2.4	Kesesuaian Model Regresi Logistik	57
4.3	Pemodelan dengan Metode <i>Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression</i>	58
4.4	Perbandingan Model Terbaik	63
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan	65
5.2	Saran	65
DAFTAR PUSTAKA		67
LAMPIRAN		69
BIODATA PENULIS		117

DAFTAR TABEL

		Halaman
Tabel 2.1	Tabel Kontingensi $I \times J$	7
Tabel 2.2	Tabel Klasifikasi	16
Tabel 3.1	Variabel Penelitian dan Skala Pengukuran	26
Tabel 4.1	Statistik Deskriptif Debitur di PT Bank X (Persero) Tbk	34
Tabel 4.2	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Jenis Kelamin	41
Tabel 4.3	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Status Pernikahan	41
Tabel 4.4	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pendidikan	42
Tabel 4.5	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Kepemilikan Rumah	42
Tabel 4.6	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pekerjaan	43
Tabel 4.7	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pinjaman Lain	44
Tabel 4.8	Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Jenis Usaha	45
Tabel 4.9	Hasil Uji Independensi Variabel Kategori	46
Tabel 4.10	Hasil Uji Independensi Variabel Non Kategori	47
Tabel 4.11	Estimasi dan Uji Signifikansi Koefisien Parameter	48
Tabel 4.12	Nilai Statistik G dan P-value pada Langkah Awal	49
Tabel 4.13	Nilai Statistik G dan P-value pada Langkah 1 ...	50
Tabel 4.14	Statistik dari Variabel yang Diikutsertakan pada Setiap Langkah Seleksi <i>Forward</i>	51
Tabel 4.15	P-value dari Setiap Langkah Eliminasi <i>Backward</i>	52
Tabel 4.16	Estimasi dan Signifikansi Koefisien Parameter Model pada Setiap Langkah	52

Tabel 4.17	Nilai Estimasi dan OR dari Parameter Model Terbaik	56
Tabel 4.18	Klasifikasi Kredit di PT Bank X (Persero) Tbk	57
Tabel 4.19	Ilustrasi Evaluasi Nilai <i>Fitness</i> pada Salah Satu Generasi	60
Tabel 4.20	Nilai <i>Fitness</i> $\sum \frac{2}{\gamma}$ dan MSE dari Setiap Percobaan	60
Tabel 4.21	Nilai Estimasi Parameter	61
Tabel 4.22	Nilai Estimasi dan OR dari Parameter Model Terbaik	62
Tabel 4.23	Nilai Estimasi Parameter dan <i>Fitness</i> dari Kedua Metode	64

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Ilustrasi Lingkaran Rolet	18
Gambar 2.2 Operasi <i>One-point Crossover</i>	19
Gambar 2.3 Mutasi Acak	20
Gambar 3.1 Diagram Alir Langkah Penelitian	32
Gambar 4.1 Diagram Lingkaran untuk Golongan Kredit Debitur.....	35
Gambar 4.2 Diagram Lingkaran untuk Jenis Kelamin Debitur.....	37
Gambar 4.3 Diagram Lingkaran untuk Status Pernikahan Debitur.....	37
Gambar 4.4 Diagram Lingkaran untuk Pendidikan Debitur	38
Gambar 4.5 Diagram Lingkaran untuk Kepemilikan Rumah Debitur	38
Gambar 4.6 Diagram Lingkaran untuk Pekerjaan Debitur ..	39
Gambar 4.7 Diagram Lingkaran untuk Status Pinjaman Lain Debitur	40
Gambar 4.8 Diagram Lingkaran untuk Jenis Usaha Debitur.....	40

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran A	Data Kredit di PT Bank X (Persero) Tbk 69
Lampiran B	<i>Output</i> R untuk Statistik Deskriptif 70
Lampiran C	<i>Output</i> R untuk Uji Independensi 77
Lampiran D	<i>Output</i> SPSS untuk Uji Independensi 79
Lampiran E	<i>Output</i> R untuk Pemodelan Regresi Logistik 80
Lampiran F	<i>Output</i> R untuk Pemodelan Regresi Logistik Hasil Seleksi <i>Forward</i> 81
Lampiran G	<i>Output</i> R untuk Pemodelan Regresi Logistik Hasil Eliminasi <i>Backward</i> 82
Lampiran H	<i>Output</i> R untuk Pemodelan Regresi Logistik dengan Metode <i>Stepwise</i> 82
Lampiran I	<i>Output</i> R untuk Algoritma Genetika (Fungsi <i>Fitness</i> ? $\frac{2}{5}$) 86
Lampiran J	<i>Output</i> R untuk Algoritma Genetika (Fungsi <i>Fitness</i> MSE) 91
Lampiran K	<i>Syntax</i> R untuk Statistik Deskriptif 96
Lampiran L	<i>Syntax</i> R untuk Tabulasi Silang dan Uji Independensi 100
Lampiran M	<i>Syntax</i> R untuk Regresi Logistik 101
Lampiran N	<i>Syntax</i> R untuk Prosedur Seleksi <i>Forward</i> 101
Lampiran O	<i>Syntax</i> R untuk Prosedur Eliminasi <i>Backward</i> 110
Lampiran P	<i>Syntax</i> R untuk Algoritma Genetika 114

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Masyarakat Indonesia telah secara luas mengenal kredit. Hal itu dapat ditunjukkan oleh semakin banyaknya Bank Perkreditan Rakyat (BPR) dan Bank Syariah (Tamin, 2012). Berdasarkan Statistik Perbankan Indonesia (2013), bank persero di Indonesia telah menyalurkan kredit yang bernilai lebih dari seribu triliun rupiah hingga November 2013 untuk berbagai sektor lapangan usaha dan bukan lapangan usaha. Beberapa sektor lapangan usaha misalnya pertanian, perikanan, sampai dengan kegiatan yang belum jelas batasannya. Sedangkan ada beberapa sektor bukan lapangan usaha misalnya pemilikan tempat tinggal, ruko, sampai dengan pemilikan rumah tangga lainnya.

PT Bank X (Persero) Tbk adalah satu di antara beberapa bank persero penyalur kredit. Dalam menyalurkan kredit, PT Bank X (Persero) Tbk menunjukkan kinerja yang baik hingga tahun 2010. Profil perusahaan ini menunjukkan bahwa kasus kredit bermasalah turun secara signifikan. Hal itu ditunjukkan oleh rasio kredit bermasalah atau rasio *Non Performing Loan* (NPL) yang turun dari 15,34% pada tahun 2005 menjadi 0,62% pada tahun 2010. Demikian pula hingga tahun 2013, penyaluran kredit PT Bank X (Persero) Tbk meningkat di seluruh segmen bisnis.

Meski demikian, pemberian kredit selalu disertai dengan adanya risiko bahwa kredit akan bermasalah. Statistik Perbankan Indonesia mencatat bahwa NPL dari bank persero di Indonesia pada November 2013 mengalami peningkatan dari bulan dan tahun sebelumnya. Hingga November 2013, NPL pada bank persero di Indonesia mencapai sekitar 23 triliun rupiah. PT Bank X (Persero) Tbk juga menjadi salah satu bank persero yang mengalami kenaikan NPL hingga akhir kuartal III tahun 2013 (Metrotvnews.com, 2013).

Terjadinya kredit bermasalah akan memberikan dampak bagi pemberi kredit atau kreditur maupun penerima kredit atau debitur.

Bank yang berperan sebagai kreditur dapat mengalami kerugian. Hal itu disebabkan oleh pendapatan sebagian besar perbankan nasional masih bergantung pada bunga kredit, sehingga kredit bermasalah tentu akan mempengaruhi keuntungan bank. Tamin juga menuliskan bahwa pada masa krisis moneter, bahkan terdapat banyak bank swasta yang kehilangan sumber pendapatan berupa bunga kredit akibat terjadinya kredit bermasalah. Bukan hanya kreditur, debitur pun mengalami kerugian. Persoalan tersebut kemudian berlanjut mempengaruhi pertumbuhan ekonomi nasional. Untuk itu, kreditur melakukan beberapa upaya untuk mengurangi risiko kredit bermasalah. Upaya tersebut misalnya bank menyisihkan sebagian pendapatan untuk meminimalkan kerugian akibat kredit bermasalah. Selain itu, kreditur juga dapat meminimalkan terjadinya kredit bermasalah dengan memprediksi risiko kredit dari calon debitur secara tepat.

Sebelumnya, penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit baik dan kredit buruk pernah dilakukan Misdiati (2013) dengan metode *Newton Truncated - Kernel Logistic Regression* (NTR-KLR). Namun pemodelan tersebut menghasilkan nilai sensitivitas yang rendah. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini akan memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data debitur PT Bank X (Persero) Tbk dilakukan dengan menggunakan metode lain, yaitu *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*, dengan variabel dependen berupa penggolongan kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), jika variabel respon berupa diskret dengan dua atau lebih kategori yang mungkin, maka regresi logistik merupakan metode yang baku dalam menganalisis kondisi dengan variabel tersebut. Dalam penelitian ini, regresi logistik biner digunakan sebagai metode penelitian karena variabel respon (dependen) dari penelitian ini terdiri dari dua kategori yang mungkin, yaitu kredit baik dan kredit buruk.

Ukuran kesesuaian yang dihasilkan model regresi logistik dapat ditingkatkan dengan melakukan *hybrid* terhadap metode lain. Salah satu metode tersebut adalah algoritma genetika atau *Genetic Algorithm* (GA). Seperti yang ditulis oleh Meyer (2003),

algoritma genetika adalah bagian dari *Evolutionary Algorithm* (EA) untuk menyelesaikan persoalan statistika, misalnya untuk optimasi fungsi dengan mensimulasikan evolusi alam dalam suatu populasi yang berisi solusi-solusi untuk fungsi tersebut. Khan dan Bajpai (2013) menyebutkan bahwa algoritma genetika dapat diaplikasikan dengan mudah pada metode yang telah ada, yang dalam penelitian ini, *hybrid* algoritma genetika dilakukan pada regresi logistik biner.

Ada beberapa kelebihan algoritma genetika dalam *hybrid*, beberapa di antaranya seperti dapat digunakan untuk variabel diskret dan kontinu dengan pencarian dari populasi solusi yang luas, bukan berupa solusi tunggal (Sakawa, 2002). Selain itu, algoritma genetika juga bekerja dengan prinsip probabilistik. Algoritma genetika juga mampu memperoleh solusi yang global optimum, bukan hanya lokal optimum (Scrucca, 2013). Dengan melakukan *hybrid* algoritma genetika pada regresi logistik biner, algoritma genetika dapat membantu estimasi parameter untuk faktor-faktor yang berpengaruh terhadap penggolongan kredit pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk berdasarkan nilai *pseudo R²* atau R_L^2 dan MSE.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian, dirumuskan beberapa permasalahan yang akan diteliti, yakni sebagai berikut.

1. Bagaimana karakteristik dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk?
2. Bagaimana model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk dengan analisis regresi logistik?
3. Bagaimana model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk dengan metode *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*?
4. Bagaimana perbandingan model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk yang dihasilkan oleh analisis

regresi logistik dan *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan beberapa permasalahan yang telah dirumuskan, penelitian ini memiliki beberapa tujuan sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.
2. Mendapatkan model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk dengan analisis regresi logistik dan *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*.
3. Membandingkan hasil pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk dari hasil analisis regresi logistik dan metode *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*.

1.4. Manfaat Penelitian

Beberapa manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi PT Bank X (Persero) Tbk, hasil penelitian ini dapat menjadi bahan pertimbangan dalam melakukan analisis kelayakan penerima kredit. Jika kreditur dapat memprediksi risiko kredit dari calon debitur, kreditur dapat meminimalkan risiko kredit bermasalah dan risiko bank akan mengalami kerugian akibat kredit bermasalah.
2. Bagi masyarakat, hasil penelitian ini dapat menjadi bahan pertimbangan dalam pengajuan kredit. Hal tersebut dapat membantu masyarakat yang hendak mengajukan permohonan kredit agar terhindar dari risiko kredit bermasalah, dengan memiliki pemahaman mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk.
3. Bagi peneliti lainnya, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi untuk penelitian dengan studi kasus atau metode serupa.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data yang digunakan dalam analisis merupakan data kredit dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk yang telah diklasifikasikan sebagai debitur dengan penggolongan kredit baik dan debitur dengan penggolongan kredit buruk.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Uji Independensi

Bhattacharyya (1997) menuliskan bahwa data yang berupa kategori dapat dideskripsikan dengan tabel kontingensi, atau yang lebih populer dikenal sebagai klasifikasi silang (*cross-classified*) atau data tabulasi silang (*cross-tabulated data*). Tabel 2.1 berikut ini adalah ilustrasi tabel kontingensi berukuran $I \times J$, dengan n_{ij} adalah notasi yang menyatakan banyaknya data dengan kategori A_i yang termasuk dalam kategori B_j .

Tabel 2.1. Tabel Kontingensi $I \times J$

Kategori	B_1	B_2	...	B_J	Jumlah baris
A_1	n_{11}	n_{12}	...	n_{1J}	n_{1+}
A_2	n_{21}	n_{22}	...	n_{2J}	n_{2+}
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots	\vdots
A_I	n_{I1}	n_{I2}	...	n_{IJ}	n_{I+}
Jumlah kolom	n_{+1}	n_{+2}	...	n_{+J}	n

Berdasarkan Tabel 2.1, terdapat ukuran untuk menguji independensi antar dua variabel, yaitu $\hat{\mu}_{ij}$ atau estimasi nilai harapan (*expected value*), juga dinotasikan sebagai e_{ij} , dengan perumusan $\hat{\mu}_{ij} = \frac{n_{i+}n_{+j}}{n}$, dengan $i = 1, 2, \dots, I$ dan $j = 1, 2, \dots, J$. Sedangkan π_{ij} adalah *joint probabilities* untuk kedua variabel, dengan $\hat{\mu}_{ij} = \pi_{ij}/n$ (Agresti, 2007). Hipotesis untuk menguji independensi adalah sebagai berikut.

H_0 : $\pi_{ij} = \pi_{i+}\pi_{+j}$ untuk setiap i dan j .

H_1 : $\pi_{ij} \neq \pi_{i+}\pi_{+j}$ untuk setiap i dan j .

Untuk menguji independensi dari tabel kontingensi $I \times J$, berikut adalah statistik uji Pearson pada persamaan (2.1) dan *likelihood-ratio* pada persamaan (2.2).

$$X^2 = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{(n_{ij} - \hat{\mu}_{ij})^2}{\hat{\mu}_{ij}} \quad (2.1)$$

$$G^2 = 2 \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J n_{ij} \ln \left(\frac{n_{ij}}{\hat{\mu}_{ij}} \right) \quad (2.2)$$

Kedua statistik uji tersebut mengikuti distribusi χ^2 dengan derajat bebas $df = (I - 1)(J - 1)$.

2.2. Regresi Logistik (*Logistic Regression*)

Seperti yang ditulis Hosmer dan Lemeshow (2000), metode regresi telah menjadi komponen dari analisis data yang menjelaskan hubungan antara variabel dependen atau respon dengan satu atau lebih variabel independen atau prediktor. Namun terdapat kasus yang memiliki variabel dependen berupa kategori, dengan dua atau lebih nilai yang mungkin. Dalam banyak bidang, model regresi logistik telah menjadi metode baku dalam menganalisis situasi semacam itu. Hair, Black, Babin, dan Anderson (2009) menjelaskan bahwa regresi logistik digunakan pada saat variabel dependen berupa variabel kategori (nominal atau non metrik) dan variabel independen adalah variabel metrik atau non metrik. Perbedaan ini terlihat pada pemilihan model parametrik dan asumsi-asumsi. Ada dua tujuan dalam regresi logistik, yaitu mengidentifikasi variabel independen yang mempengaruhi pengelompokan variabel dependen dan membuat sistem klasifikasi yang berbasis pada model logistik untuk pengelompokan. Salah satu kelebihan dari regresi logistik adalah fleksibel dan mudah diterapkan. Bentuk spesifik dari model regresi logistik adalah sebagai berikut.

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} \quad (2.3)$$

Transformasi dari $\pi(x)$ adalah transformasi *logit*, yang didefinisikan sebagai berikut.

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right]$$

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.4)$$

Logit, $g(x)$, berupa kontinyu yang memiliki rentang nilai dari $-\infty$ sampai dengan ∞ .

Misalkan terdapat sampel berukuran n dari observasi yang independen (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, dengan y_i menotasikan nilai dari variabel dependen yang *dichotomous* dan x_i merupakan nilai dari variabel independen untuk subjek ke- i . Kemudian diasumsikan variabel dependen dikodekan dengan nilai 0 atau 1, yang merepresentasikan karakteristik variabel dependen tersebut. Untuk menyesuaikan model regresi logistik dalam persamaan (2.3), dibutuhkan estimasi nilai parameter yang tidak diketahui, yaitu β_0 dan β_1 . Namun untuk variabel independen sebanyak p dengan vektor $\mathbf{x}' = (x_1, x_2, \dots, x_p)$, *logit* dari model regresi logistik menjadi sebagai berikut.

$$g(\mathbf{x}) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p = \mathbf{x}\boldsymbol{\beta} \quad (2.5)$$

sehingga model regresi logistik menjadi persamaan (2.6) berikut.

$$\begin{aligned} \pi(\mathbf{x}) &= \frac{e^{g(\mathbf{x})}}{1 + e^{g(\mathbf{x})}} \\ \pi(\mathbf{x}) &= \frac{e^{\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}}} \end{aligned} \quad (2.6)$$

Metode yang umumnya digunakan dalam estimasi koefisien parameter pada model regresi logistik adalah *maximum likelihood estimation* (MLE). Untuk mengaplikasikan metode ini, dibentuk fungsi *likelihood* yang mengekspresikan probabilitas dari data observasi sebagai fungsi dari parameter-parameter yang tidak diketahui. Berikut ini adalah fungsi *likelihood* untuk (x_i, y_i) .

$$f(y_i) = \pi(\mathbf{x}_i)^{y_i} [1 - \pi(\mathbf{x}_i)]^{1-y_i} \quad (2.7)$$

Persamaan (2.7) merupakan observasi yang independen, sehingga fungsi *likelihood* menjadi persamaan (2.8) berikut.

$$\ell(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n \pi(\mathbf{x}_i)^{y_i} [1 - \pi(\mathbf{x}_i)]^{1-y_i} \quad (2.8)$$

dengan bentuk *log-likelihood* pada persamaan (2.9) berikut.

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \ln(\ell(\boldsymbol{\beta}))$$

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln(\pi(\mathbf{x}_i)) + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(\mathbf{x}_i)]\} \quad (2.9)$$

Berdasarkan persamaan (2.9), diperoleh persamaan *likelihood* pada persamaan (2.10) yang merupakan hasil turunan pertama *log-likelihood* terhadap β_0 .

$$\sum_{i=1}^n [y_i - \pi(\mathbf{x}_i)] = 0 \quad (2.10)$$

Selain itu, diperoleh persamaan (2.11) yang merupakan hasil turunan pertama *log-likelihood* terhadap β_j , dengan $j = 1, 2, \dots, p$.

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} [y_i - \pi(\mathbf{x}_i)] = 0 \quad (2.11)$$

Nilai parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ terkandung dalam $\pi(\mathbf{x}_i)$, yang mana $\pi(\mathbf{x}_i)$ ditulis pada persamaan (2.6). Nilai optimum dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yang memaksimalkan persamaan (2.10) dan (2.11) dapat diperoleh dengan menggunakan metode iterasi Newton-Raphson.

2.3. Pembentukan Model Regresi Logistik

Kriteria dalam mengikutsertakan suatu variabel independen dalam model regresi logistik dapat berupa berbagai hal, yang bergantung pada kasus dalam pemodelan regresi logistik. Ada beberapa pendekatan dalam menyeleksi variabel independen, salah satunya adalah metode *stepwise*. Terdapat dua versi utama dalam metode *stepwise*, yaitu seleksi *forward* yang diikuti dengan pengujian untuk eliminasi *backward* dan eliminasi *backward* yang diikuti pengujian untuk seleksi *forward* (Hosmer dan Lemeshow).

Pada prosedur *stepwise*, suatu variabel independen untuk diikutsertakan dalam model diuji berdasarkan statistik *likelihood ratio*, G . Variabel yang paling penting untuk diikutsertakan dalam pemodelan adalah variabel yang menghasilkan nilai perubahan *log-likelihood* terbesar terhadap model yang tidak menyertakan variabel tersebut. Berikut ini adalah algoritma seleksi *forward*

yang diikuti dengan eliminasi *backward* menurut Hosmer dan Lemeshow.

- Langkah (0)

Misalkan terdapat sebanyak p variabel independen yang mungkin untuk dimodelkan, dengan tahapan dalam Langkah (0) sebagai berikut.

1. Menghitung *log-likelihood* untuk model regresi logistik yang hanya mengandung *intercept* atau L_0 .
2. Menghitung *log-likelihood* untuk masing-masing model regresi logistik *univariable* yang mengandung satu variabel independen atau L_j , dengan $j = 1, 2, \dots, p$.
3. Menghitung nilai G untuk setiap model *univariable*, yaitu $G_j = -2(L_0 - L_j)$, dengan $j = 1, 2, \dots, p$.
4. Mendapatkan *P-value*, p_j , yang berdasarkan nilai G , yaitu $p_j = \Pr(\chi^2(v) > G_j)$. Dalam pengujian, derajat bebas $v = 1$ jika variabel berupa kontinyu dan $v = k - 1$ jika variabel berupa kategori yang memiliki k kategori.
5. Memilih variabel independen yang diikutsertakan dalam model regresi logistik, yaitu variabel yang menghasilkan *P-value* terkecil, misalkan variabel tersebut adalah variabel ke e_1 . Jadi, variabel x_{e_1} menjadi variabel independen pertama yang diikutsertakan dalam model regresi logistik.

- Langkah (1)

Pada langkah pertama, telah diperoleh model regresi logistik dengan variabel independen x_{e_1} . Pada tahap selanjutnya, ditentukan suatu batas *P-value*, p_E , untuk menyeleksi variabel yang akan diikutsertakan dalam pemodelan regresi logistik.

1. Menghitung L_{e_1} , yaitu *log-likelihood* untuk model regresi logistik yang mengandung variabel x_{e_1} .
2. Menghitung L_{e_1j} , yaitu *log-likelihood* model regresi logistik yang mengandung variabel x_{e_1} dan satu variabel independen lain, dengan $j = 1, 2, \dots, p$, dan $j \neq e_1$.
3. Menghitung nilai $G_j = -2(L_{e_1} - L_{e_1j})$ dan p_j .
4. Memilih variabel independen dengan *P-value* terkecil untuk diikutsertakan dalam model regresi logistik. Jika *P-value*

tersebut bernilai kurang dari p_E , maka prosedur dilanjutkan ke Langkah (2). Selain itu, prosedur berhenti.

- Langkah (2)

Langkah ini hampir sama seperti langkah sebelumnya, perbedaannya adalah terdapat pengujian untuk eliminasi *backward* dengan tahapan berikut.

1. Misalkan L_{-e_j} adalah *log-likelihood* untuk model yang tidak mengikutsertakan variabel x_{e_j} . Tahap pertama yang dilakukan adalah menghitung $G_{-e_j} = -2(L_{-e_j} - L_{e_1 e_2})$ serta *P-value* dari G_{-e_j} , yaitu p_{-e_j} .
2. Memilih variabel dengan nilai p_{-e_j} terbesar sebagai variabel independen yang akan dikeluarkan dari model. Variabel x_{e_j} dikeluarkan dari model jika p_{-e_j} yang dihasilkan variabel tersebut bernilai lebih besar dari p_R , batas *P-value* untuk mengeluarkan variabel independen.
3. Melakukan seleksi dengan menghitung p_j dari model yang mengandung variabel x_{e_1} , x_{e_2} , dan x_{e_j} , dengan $j = 1, 2, \dots, p$ dan $j \neq e_1, e_2$.
4. Memilih variabel independen dengan *P-value* terkecil untuk diikutsertakan dalam model regresi logistik. Jika *P-value* tersebut bernilai kurang dari p_E , maka dilanjutkan ke Langkah (3). Selain itu, prosedur berhenti.

- Langkah (3)

Prosedur pada langkah 3 sama dengan langkah 2 dan terus berlanjut sampai dengan langkah terakhir atau Langkah (S).

- Langkah (S)

Prosedur sampai pada langkah S jika salah satu dari dua kriteria telah terpenuhi, yaitu semua variabel telah diikutsertakan dalam model regresi logistik atau semua p_{-e_j} bernilai kurang dari p_R dan semua p_j bernilai lebih dari p_E . Hal itu berarti tidak ada lagi variabel independen yang dapat dikeluarkan dari model atau diikutsertakan dalam model.

2.4. Uji Signifikansi Parameter Model Regresi Logistik

Pengujian signifikansi parameter dilakukan untuk menguji apakah variabel independen yang terdapat dalam model memiliki pengaruh terhadap variabel dependen. Pengujian signifikansi terhadap parameter model regresi logistik menggunakan statistik uji G , dimana statistik uji G mengikuti distribusi *Chi-square* dengan derajat bebas p (Hosmer dan Lemeshow). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

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

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, p,$$

dengan statistik uji berikut.

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{1-y_i}} \right] \quad (2.12)$$

yang mana $n_1 = \sum_{j=1}^n y_j$, $n_0 = \sum_{j=1}^n (1 - y_j)$, dan n adalah banyaknya data atau $n = n_1 + n_0$. Daerah penolakan uji ini adalah tolak H_0 jika $G > \chi_{(p,\alpha)}^2$.

Selain itu, terdapat pengujian untuk menguji pengaruh setiap β_j secara individual. Hasil pengujian secara individual akan menunjukkan apakah suatu variabel independen layak untuk diikuti-sertakan dalam model atau tidak. Hipotesis pengujian tersebut adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, p.$$

Statistik uji Wald adalah sebagai berikut.

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (2.13)$$

Daerah penolakan dalam pengujian ini adalah H_0 ditolak jika $|W_j| > Z_{\alpha/2}$.

2.5. Interpretasi Model Regresi Logistik

Regresi logistik memodelkan probabilitas $\pi(\mathbf{x})$ yang di-transofrmasi menjadi *logit* $g(\mathbf{x})$ seperti pada persamaan (2.5).

Berikut ini adalah proses transformasi probabilitas $\pi(\mathbf{x})$ menjadi *logit* $g(\mathbf{x})$.

$$\text{Logit} = \ln\left(\frac{\pi(\mathbf{x})}{1 - \pi(\mathbf{x})}\right)$$

dengan nilai $\pi(\mathbf{x})$ dan $1 - \pi(\mathbf{x})$ berikut.

$$\pi(\mathbf{x}) = \frac{e^{g(\mathbf{x})}}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}$$

$$1 - \pi(\mathbf{x}) = 1 - \left(\frac{e^{g(\mathbf{x})}}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}\right) = \frac{1}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}$$

Sehingga *logit* menjadi sebagai berikut.

$$\text{Logit} = \ln\left(\frac{\frac{e^{g(\mathbf{x})}}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}}{\frac{1}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}}\right)$$

$$\text{Logit} = \ln(e^{g(\mathbf{x})})$$

$$\text{Logit} = g(\mathbf{x})$$

Berdasarkan transformasi tersebut, terlihat bahwa *logit* $g(\mathbf{x})$ adalah nilai transformasi \ln dari probabilitas $\pi(\mathbf{x})$. Sehingga dengan asumsi bahwa *logit* linier dalam variabel kontinyu, x , maka persamaan untuk *logit* model regresi logistik adalah $g(\mathbf{x}) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p$. Persamaan tersebut menjelaskan bahwa nilai β_p memberikan perubahan dalam *logit* $g(\mathbf{x})$ untuk setiap pertambahan satu unit dalam x_p dengan variabel x lainnya bernilai nol. Misalkan x_p bernilai satu, dengan x lainnya bernilai nol, berarti *logit* $g(\mathbf{x})$ mengalami pertambahan sebesar β_p satuan. Pertambahan nilai *logit* $g(\mathbf{x})$ tersebut juga berarti pertambahan probabilitas yang dinyatakan oleh $\pi(\mathbf{x})$.

Selain itu, Hosmer dan Lemeshow menjelaskan bahwa untuk variabel kategori, berlaku nilai *odds ratio* atau $OR = e^{\beta_j}$, dengan $j = 1, 2, \dots, p$. *Odds ratio* merupakan ukuran asosiasi yang memperkirakan besarnya kecenderungan variabel respon akan sama dengan suatu kategori daripada kategori pembandingnya. Contohnya untuk variabel respon yang menyatakan kejadian kanker

paru-paru. Jika $x = 1$ menyatakan bahwa seseorang adalah perokok dan $x = 0$ menyatakan bahwa seseorang adalah bukan perokok, maka nilai $\widehat{OR} = 2$ berarti kecenderungan perokok menderita kanker paru-paru adalah dua kali daripada yang bukan perokok dalam sampel tersebut.

2.6. Ukuran Kesesuaian Model Regresi Logistik

Menurut Hosmer dan Lemeshow, kesesuaian model adalah ukuran yang menunjukkan bagaimana model yang terbentuk dapat mendeskripsikan variabel dependen. Model dapat dinyatakan sesuai jika ukuran jarak antara respon hasil prediksi dengan respon secara aktual adalah kecil. Terdapat beberapa pengukuran kesesuaian model dalam analisis regresi logistik, seperti statistik *Chi-square* dari uji Hosmer dan Lemeshow.

Selain pengujian Hosmer dan Lemeshow, terdapat ukuran lain dalam menguji kesesuaian model regresi logistik, yaitu nilai R^2 berdasarkan *log-likelihood*. Ukuran ini disebut juga sebagai *pseudo R^2* yang serupa dengan R^2 pada analisis regresi. *Pseudo R^2* atau R_L^2 dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$R_L^2 = \frac{L_0 - L_p}{L_0} = 1 - \frac{L_p}{L_0} \quad (2.17)$$

dengan L_0 merupakan notasi untuk *log-likelihood* model yang hanya mengandung *intercept*. Sedangkan L_p merupakan notasi untuk *log-likelihood* model yang mengandung *intercept* dan p *covariate* seperti pada persamaan berikut.

$$L_p = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln(\pi(x_i)) + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\}$$

Nilai R_L^2 memiliki rentang dari 0 sampai dengan 1. Terdapat beberapa pengukuran yang dikategorikan sebagai *pseudo R^2* , seperti Cox and Snell R^2 dan Nagelkerke.

Selain itu, tabel klasifikasi adalah cara lain dalam melakukan evaluasi terhadap model regresi logistik. Namun, tabel klasifikasi tidak menjadi ukuran kesesuaian suatu model regresi logistik.

Tabel klasifikasi paling tepat digunakan ketika analisis bertujuan untuk klasifikasi. Tabel 2.2 berikut ini menunjukkan struktur tabel klasifikasi.

Tabel 2.2. Tabel Klasifikasi

		Aktual	
		Benar	Salah
Prediksi	Benar	A	B
	Salah	C	D

Tabel klasifikasi dapat menunjukkan ukuran ketepatan klasifikasi atau persentase yang terklasifikasi secara tepat berdasarkan hasil prediksi model, dengan perhitungan berikut.

$$\text{Ketepatan klasifikasi} = \frac{A + D}{A + B + C + D} \quad (2.18)$$

2.7. Algoritma Genetika (*Genetic Algorithm*)

Algoritma genetika atau *Genetic Algorithm* (GA) dikenalkan oleh John Holland pada awal tahun 1970. GA adalah algoritma stokastik yang berbasis pada seleksi alam dan genetika alami, yang berhasil diaplikasikan dalam *machine learning* serta persoalan optimasi. Sakawa (2002) menjelaskan bahwa algoritma ini dimulai dengan sebuah populasi awal yang beranggotakan individu-individu. Setiap individu dibangkitkan secara acak sebagai representasi dari solusi untuk permasalahan yang hendak diselesaikan. Individu-individu tersebut akan melalui iterasi yang disebut dengan generasi. Pada setiap generasi, individu dalam populasi akan dievaluasi dengan menggunakan ukuran kebugaran atau *fitness*, kemudian terbentuk populasi untuk generasi berikutnya. Pembentukan populasi untuk generasi berikutnya dilakukan dengan operator genetika seperti seleksi (*selection*), rekombinasi (*crossover*), dan mutasi (*mutation*). Prosedur ini akan terus berlangsung hingga suatu kondisi terpenuhi. Engelbrecht (2002) menuliskan algoritma genetika secara umum sebagai berikut.

1. Memisalkan $g = 0$.
2. Menentukan generasi awal C_g .
3. Selama solusi belum konvergen, maka:

- a. Mengevaluasi nilai *fitness* dari setiap kromosom $\vec{C}_{g,n} \in C_g$.
- b. Menentukan $g = g + 1$.
- c. Memilih orang tua (*parents*) dari C_{g-1} .
- d. Melakukan rekombinasi terhadap orang tua (*parents*) yang terpilih dengan operator *crossover* untuk menghasilkan keturunan (*offspring*) O_g .
- e. Melakukan mutasi pada keturunan (*offspring*) O_g .
- f. Memilih generasi baru, C_g , yang diperoleh dari generasi sebelumnya, C_{g-1} , dan keturunan (*offspring*) O_g .

Berdasarkan algoritma tersebut, kondisi konvergen terpenuhi misalnya apabila banyaknya generasi maksimum telah terlewati, individu dengan *fitness* terbaik telah diperoleh, atau rata-rata nilai *fitness* atau nilai *fitness* maksimum yang diperoleh tidak berubah secara signifikan selama g generasi.

Prosedur dasar dalam algoritma genetika yaitu menentukan populasi yang terdiri dari sebanyak N individu. Suatu individu di dalam populasi direpresentasikan oleh sebuah *string* atau disebut sebagai kromosom s dengan panjang n . Kromosom s terdiri dari n gen, dengan nilai untuk setiap gen yang juga disebut sebagai alel (*allele*). Kromosom dapat direpresentasikan dengan bilangan riil, bilangan bulat, alfabet, maupun beberapa simbol. Namun Sakawa menyebutkan bahwa kromosom sering disebut sebagai kromosom biner. Terdapat beberapa komponen dalam algoritma genetika. Berikut ini adalah penjelasan mengenai operator genetika dan komponen lain dalam algoritma genetika.

A. Fungsi *Fitness*

Tujuan dari fungsi *fitness* adalah untuk memetakan representasi kromosom ke dalam nilai skalar. Setiap kromosom merepresentasikan solusi yang berpotensi, sehingga evaluasi dari fungsi *fitness* berguna dalam mengukur kualitas dari kromosom tersebut, misalnya untuk mengukur kedekatan solusi yang diperoleh dengan solusi yang optimal. Fungsi *fitness* sebaiknya mengandung seluruh kriteria untuk dioptimasi (Engelbrecht, 2002).

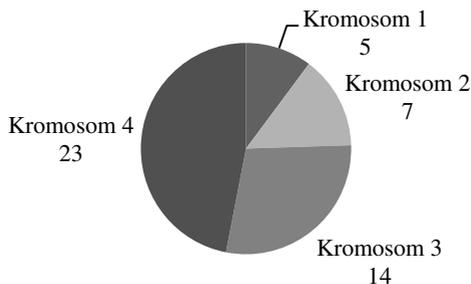
B. Populasi Awal (*Initial Population*)

Sebelum proses evolusi berjalan, populasi awal harus dibangkitkan. Proses penentuan populasi awal berjalan sederhana, yaitu membuat populasi dari kromosom-kromosom. Misalnya kromosom dalam populasi adalah kromosom dengan panjang yang telah ditetapkan dan setiap bagian dari kromosom adalah acak. Cara baku dalam membangkitkan populasi awal adalah memilih nilai gen secara acak dari himpunan nilai yang diperbolehkan. Tujuan dari pemilihan acak adalah memastikan bahwa populasi awal adalah representasi *uniform* dari seluruh ruang pencarian.

C. Seleksi atau Reproduksi

Prinsip utama dalam seleksi adalah individu superior atau individu dengan kebugaran yang tinggi memiliki peluang yang lebih tinggi untuk bereproduksi lebih banyak daripada individu lain dengan kebugaran yang lebih rendah. Seleksi berfokus pada bagaimana memilih individu yang akan menghasilkan keturunan (*offspring*) pada generasi berikutnya. Terdapat beberapa operator seleksi dalam algoritma genetika, salah satunya adalah seleksi rolet (*roulette selection*).

Langkah awal dalam seleksi rolet yaitu menghitung nilai *fitness* $f_i (\geq 0)$, dengan $i = 1, \dots, N$ untuk setiap kromosom i dan jumlahan $\sum_{i=1}^N f_i$ sehingga diperoleh probabilitas kromosom akan terpilih atau bertahan yaitu p_i dengan $p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i}$. Seleksi ini disebut juga sebagai seleksi proporsional. Gambar berikut ini merupakan ilustrasi dari roda atau lingkaran rolet.



Gambar 2.1. Ilustrasi Lingkaran Rolet

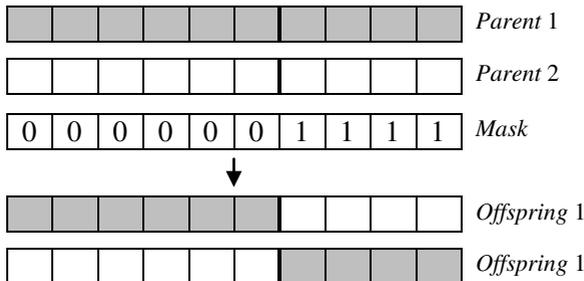
Seperti lingkaran rolet (*roulette wheel*) pada Gambar 2.1, setiap kromosom adalah potongan dari lingkaran rolet, dengan ukuran potongan yang bersifat proporsional terhadap nilai *fitness* kromosom. Selanjutnya lingkaran rolet diputar sebanyak N kali, dengan N adalah ukuran populasi. Pada setiap putaran, kromosom yang terpilih oleh penunjuk lingkaran rolet menjadi orang tua (*parents*) pada generasi berikutnya.

Selain operator seleksi berupa seleksi rolet, ada beberapa macam operator seleksi lainnya, seperti seleksi acak, seleksi berdasarkan peringkat (*rank-based selection*) dan *expected-value selection*, serta jenis seleksi lainnya.

D. Crossover

Crossover merupakan suatu proses acak rekombinasi dari kromosom. Berdasarkan probabilitas, *crossover* menunjukkan pertukaran karakter secara parsial di antara dua kromosom. Proses *crossover* dapat dibagi menjadi tiga langkah yaitu memilih dua *parents*, menetapkan titik *crossover* pada kromosom, dan menukarkan kromosom sesuai titik *crossover*. Salah satu jenis operator *crossover* adalah *crossover* satu titik (*one-point crossover*). Prinsip umum dalam *one-point crossover* adalah memilih satu potongan dalam kromosom *parent* secara acak untuk saling ditukarkan seperti Gambar 2.2 dengan perhitungan *mask* sebagai berikut.

1. Memperoleh nilai acak $\xi \sim U(1, I - 1)$.
2. $m_i = 0$ untuk semua $i = 1, \dots, I$.
3. Untuk setiap $i = \xi + 1, \dots, I$ tentukan $m_i = 1$.
4. Kembali pada vektor *mask* \vec{m} .



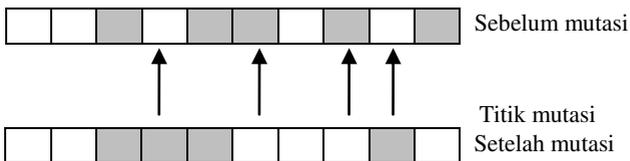
Gambar 2.2. Operasi *One-point Crossover*

E. Mutasi

Mutasi adalah perubahan acak yang terjadi pada potongan dari kromosom. Dengan representasi biner, berarti mutasi membalikkan *state* dari suatu bagian dari 1 ke 0 atau sebaliknya. Operator mutasi membantu reproduksi beberapa kromosom-kromosom yang mungkin penting untuk ditunjukkan. Mutasi mengenalkan material genetika baru pada kromosom yang telah ada, sehingga menambah perbedaan karakteristik genetika ke dalam populasi. Operasi mutasi juga menggunakan probabilitas p_m . Biasanya p_m bernilai kecil, antara 0,001 sampai dengan 0,01 untuk memastikan agar solusi terbaik tidak menyimpang. Terdapat beberapa jenis-jenis mutasi yang telah berkembang, salah satunya adalah mutasi acak

Mutasi acak terjadi ketika beberapa posisi potongan terpilih secara acak dan nilai potongan tersebut menjadi negasinya seperti yang ditunjukkan Gambar 2.3 dengan algoritma *pseudocode* berikut.

1. Untuk setiap $i = 1, \dots, I$:
 - a) Memperoleh nilai acak $\xi \sim U(0,1)$.
 - b) Jika $(\xi < p_m)$, maka $C_{n,i} = \bar{C}_{n,i}$ dengan \bar{C} adalah komplement dari C .



Gambar 2.3. Mutasi Acak

F. *Elitism*

Operator *elitism* melakukan seleksi terhadap himpunan kromosom pada generasi saat ini untuk bertahan pada generasi berikutnya. Banyaknya kromosom yang akan bertahan berdasarkan pada *generation gap* yang dapat ditentukan berdasarkan banyaknya kromosom yang memiliki nilai *fitness* maksimum yang tetap atau meningkat, bukan menurun atau dengan menggunakan operator seleksi lainnya.

G. Evaluasi

Pada setiap generasi untuk algoritma genetika yang sedang berjalan, setiap individu atau kromosom dalam populasi akan dievaluasi berdasarkan nilai *fitness* kromosom.

2.8. Pengertian Kredit

Kata kredit berasal dari kata *credere* yang berarti kepercayaan. Penerima kredit atau debitur harus memenuhi kewajibannya sesuai perjanjian tertulis kepada pemberi kredit atau kreditur. Jalannya kredit menurut Bank Indonesia (BI) dalam Tamin (2012) adalah sebagai berikut, dengan definisi yang dijelaskan oleh Kasmir (2013).

1. Golongan 1, yaitu lancar atau *pas*.
Kredit lancar adalah kredit yang tidak menimbulkan masalah dan memenuhi beberapa kriteria berikut.
 - a. Pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga secara tepat waktu.
 - b. Memiliki mutasi rekening yang aktif.
 - c. Bagian dari jaminan kredit yang dijamin dengan agunan tunai (*cash collateral*).
2. Golongan 2, yaitu dalam perhatian khusus atau *special mention*.
Kredit yang mulai bermasalah sehingga memerlukan perhatian khusus memenuhi beberapa kriteria berikut.
 - a. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga yang belum melampaui 90 hari.
 - b. Kadang terjadi cerukan.
 - c. Jarang terjadi pelanggaran terhadap kontrak yang diperjanjikan.
 - d. Mutasi rekening relatif aktif.
 - e. Didukung dengan pinjaman baru.
3. Golongan 3, yaitu kurang lancar atau *substandard*.
Kredit yang kurang lancar dibayar secara tersendat, namun masih mampu dibayar dan memenuhi beberapa kriteria berikut.
 - a. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga yang melampaui 90 hari.

- b. Sering terjadi cerukan.
 - c. Terjadi pelanggaran terhadap kontrak yang diperjanjikan lebih dari 90 hari.
 - d. Frekuensi mutasi rekening relatif rendah.
 - e. Terdapat indikasi masalah keuangan yang dihadapi debitur.
 - f. Dokumen pinjaman yang lemah.
4. Golongan 4, yaitu diragukan atau *doubtful*. Kredit diragukan jika kemampuan debitur untuk membayar semakin tidak dapat dipastikan serta memenuhi beberapa kriteria berikut.
- a. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/ atau bunga yang telah melampaui 180 hari.
 - b. Terjadi cerukan yang permanen.
 - c. Terjadi wanprestasi lebih dari 180 hari.
 - d. Terjadi kapitalisasi bunga.
 - e. Dokumen hukum yang lemah baik untuk perjanjian kredit maupun pengikatan jaminan.
5. Golongan 5, yaitu macet atau *loss*. Kredit macet adalah jika debitur tidak mampu lagi membayar pinjamannya serta memenuhi beberapa kriteria berikut.
- a. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/ atau bunga yang telah melampaui 270 hari.
 - b. Kerugian operasional ditutup dengan pinjaman baru.
 - c. Jaminan tidak dapat dicairkan pada nilai yang wajar.
- Berdasarkan penggolongan kredit tersebut, golongan 1 disebut sebagai *performing loan* (PL), sedangkan golongan 2 sampai dengan golongan 5 termasuk kategori *non performing loan* (NPL) atau kredit bermasalah.

2.9. Analisis Kredit

Menurut Tamin, bank pada umumnya menggunakan konsep 5C berikut dalam menilai kelayakan nasabah untuk menerima fasilitas kredit.

1. *Character* atau sifat pribadi.
2. *Capacity* atau kemampuan usaha, baik dari segi pengusaha maupun tempat usahanya.

3. *Capital* atau modal.
4. *Condition of economy* atau kondisi ekonomi pada masa ini dan masa mendatang.
5. *Collateral* atau agunan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data penggolongan kredit dan karakteristik dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk pada tahun 2012. PT Bank X (Persero) Tbk memberikan 1.000 data debitur dengan penggolongan kredit yang telah ditetapkan oleh PT Bank X (Persero) Tbk dalam dua kategori, yakni kredit baik atau *performing loan* (PL) dan kredit buruk atau *non performing loan* (NPL).

Adapun variabel respon atau dependen (Y) dan variabel prediktor atau independen (X) yang digunakan dalam penelitian dijelaskan pada Tabel 3.1 berikut. Penentuan variabel penelitian ini mengacu pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Misdiati (2013) mengenai klasifikasi kredit pada studi kasus data kredit Bank “X”.

Tabel 3.1. Variabel Penelitian dan Skala Pengukuran

No.	Variabel	Skala Pengukuran
1	Penggolongan kredit (Y)	Nominal $Y(0)$ untuk Y = kredit baik $Y(1)$ untuk Y = kredit buruk
2	Usia (X_1)	Rasio (dalam satuan tahun)
3	Jenis kelamin (X_2)	Nominal $X_2(0)$ untuk X_2 = laki-laki $X_2(1)$ untuk X_2 = perempuan
4	Status pernikahan (X_3)	Nominal $X_3(0)$ untuk X_3 = belum menikah $X_3(1)$ untuk X_3 = menikah $X_3(2)$ untuk X_3 = duda atau janda
5	Pendidikan (X_4)	Nominal $X_4(0)$ untuk X_4 = tamat SD dan sederajat $X_4(1)$ untuk X_4 = tamat SMP dan sederajat $X_4(2)$ untuk X_4 = tamat SMA dan sederajat

Tabel 3.1. Variabel Penelitian dan Skala Pengukuran (lanjutan)

No.	Variabel	Skala Pengukuran
5	Pendidikan (X_4)	$X_4(3)$ untuk X_4 = diploma, sarjana, atau selebihnya
6	Kepemilikan rumah (X_5)	Nominal $X_5(0)$ untuk X_5 = milik sendiri $X_5(1)$ untuk X_5 = milik orang tua $X_5(2)$ untuk X_5 = sewa atau kontrak $X_5(3)$ untuk X_5 = dalam kredit $X_5(4)$ untuk X_5 = milik institusi $X_5(5)$ untuk X_5 = lainnya
7	Pekerjaan (X_6)	Nominal $X_6(0)$ untuk X_6 = Pegawai Negeri Sipil (PNS) $X_6(1)$ untuk X_6 = Pegawai BUMN atau BUMD $X_6(2)$ untuk X_6 = Pegawai Swasta $X_6(3)$ untuk X_6 = Pegawai Yayasan $X_6(4)$ untuk X_6 = Pekerja Sosial atau LSM $X_6(5)$ untuk X_6 = Pejabat Negara $X_6(6)$ untuk X_6 = Profesional $X_6(7)$ untuk X_6 = Wiraswasta $X_6(8)$ untuk X_6 = Lainnya
8	Pendapatan bersih (X_7)	Rasio (dalam satuan rupiah)
9	Pinjaman lain (X_8)	Nominal $X_8(0)$ untuk X_8 = tidak ada pinjaman lain $X_8(1)$ untuk X_8 = ada pinjaman lain
10	Tenor (X_9)	Rasio (dalam satuan bulan)
11	Jenis usaha (X_{10})	Nominal $X_{10}(0)$ untuk X_{10} = Industri Pengolahan $X_{10}(1)$ untuk X_{10} = Pertanian, Kehutanan, dan Perikanan $X_{10}(2)$ untuk X_{10} = Pertambangan dan Penggalian

Tabel 3.1. Variabel Penelitian dan Skala Pengukuran (lanjutan)

No.	Variabel	Skala Pengukuran
11	Jenis usaha (X_{10})	$X_{10}(3)$ untuk X_{10} = Konstruksi $X_{10}(4)$ untuk X_{10} = Perdagangan Besar dan Eceran $X_{10}(5)$ untuk X_{10} = Transportasi dan Pergudangan $X_{10}(6)$ untuk X_{10} = Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum $X_{10}(7)$ untuk X_{10} = Informasi dan Komunikasi $X_{10}(8)$ untuk X_{10} = Jasa Keuangan dan Asuransi $X_{10}(9)$ untuk X_{10} = Jasa Profesional, Ilmiah, dan Teknis $X_{10}(10)$ untuk X_{10} = Jasa Persewaan $X_{10}(11)$ untuk X_{10} = Administrasi Pemerintahan $X_{10}(12)$ untuk X_{10} = Jasa Pendidikan $X_{10}(13)$ untuk X_{10} = Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial $X_{10}(14)$ untuk X_{10} = Kebudayaan, Hiburan, dan Rekreasi $X_{10}(15)$ untuk X_{10} = Lainnya
12	Lama hubungan baik dengan bank (X_{11})	Rasio (dalam satuan tahun)
13	<i>Nominal Account</i> (X_{12})	Rasio (dalam satuan rupiah)
14	Rasio hutang terhadap pendapatan (X_{13})	Rasio (dalam satuan persen)

Berikut ini adalah keterangan mengenai variabel penelitian.

1. Penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk dibagi menjadi kredit baik dan kredit buruk. Kredit baik atau *performing loan* (PL) dimiliki oleh debitur dengan perjalanan kredit tanpa masalah, sedangkan kredit buruk atau *non performing loan* (NPL) dimiliki oleh debitur dengan kredit yang bermasalah.
2. Usia adalah usia debitur dalam satuan tahun.
3. Jenis kelamin adalah jenis kelamin debitur yang dibagi menjadi laki-laki dan perempuan.
4. Status pernikahan adalah status pernikahan debitur yang dibagi menjadi tiga kategori, yaitu yang belum atau tidak menikah, telah menikah, dan duda atau janda.
5. Pendidikan adalah pendidikan yang telah ditamatkan debitur, dibagi menjadi empat kategori, mulai tamat SD atau sederajat sampai dengan tamat perguruan tinggi, baik diploma, sarjana, dan lain sebagainya.
6. Kepemilikan rumah adalah status kepemilikan rumah yang sedang ditempati oleh debitur, dibagi menjadi enam kategori.
7. Pekerjaan adalah pekerjaan debitur yang dibagi menjadi sembilan kategori.
8. Pendapatan bersih adalah pendapatan bersih debitur tiap bulan.
9. Pinjaman lain dibagi menjadi dua yaitu debitur tidak memiliki pinjaman lain di bank, termasuk PT Bank X (Persero) Tbk, atau selainnya dan debitur memiliki pinjaman lain di bank, termasuk PT Bank X (Persero) Tbk, atau selainnya.
10. Tenor adalah jangka waktu pelunasan kredit dalam satuan bulan.
11. Jenis usaha adalah usaha yang sedang dijalankan debitur. Usaha tersebut dibagi menjadi 16 kategori berdasarkan Klasifikasi Baku Lapangan Usaha Indonesia dalam Peraturan Kepala Badan Pusat Statistik Nomor 57 Tahun 2009.
12. Lama hubungan baik dengan bank adalah lama hubungan baik yang telah dijalin debitur dengan PT Bank X (Persero) Tbk maupun bank lainnya.

13. *Nominal account* adalah banyaknya uang yang dimiliki debitur pada akun nominalnya dalam satuan USD.
14. Rasio hutang terhadap pendapatan adalah rasio hutang debitur terhadap pendapatannya dalam satuan persen.

Berdasarkan variabel penelitian yang ditentukan dalam Tabel 3.1, berikut ini adalah model dugaan untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

$$\hat{\pi}(\mathbf{x}) = \frac{e^{\hat{g}(\mathbf{x})}}{1 + e^{\hat{g}(\mathbf{x})}}$$

Dengan dugaan *logit* $\hat{g}(\mathbf{x})$ dalam bentuk berikut.

$$\begin{aligned}\hat{g}(\mathbf{x}) = & \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3 + \hat{\beta}_4 x_4 + \hat{\beta}_5 x_5 + \hat{\beta}_6 x_6 + \hat{\beta}_7 x_7 \\ & + \hat{\beta}_8 x_8 + \hat{\beta}_9 x_9 + \hat{\beta}_{10} x_{10} + \hat{\beta}_{11} x_{11} + \hat{\beta}_{12} x_{12} \\ & + \hat{\beta}_{13} x_{13}\end{aligned}$$

Dugaan *logit* $\hat{g}(\mathbf{x})$ dapat juga dituliskan dalam bentuk berikut.

$$\begin{aligned}\hat{g}(\mathbf{x}) = & \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1(\text{Usia}) + \hat{\beta}_2(\text{Jenis kelamin}) \\ & + \hat{\beta}_3(\text{Status pernikahan}) + \hat{\beta}_4(\text{Pendidikan}) \\ & + \hat{\beta}_5(\text{Kepemilikan rumah}) + \hat{\beta}_6(\text{Pekerjaan}) \\ & + \hat{\beta}_7(\text{Pendapatan bersih}) + \hat{\beta}_8(\text{Pinjaman lain}) \\ & + \hat{\beta}_9(\text{Tenor}) + \hat{\beta}_{10}(\text{Jenis usaha}) \\ & + \hat{\beta}_{11}(\text{Lama hubungan baik dengan bank}) \\ & + \hat{\beta}_{12}(\text{Nominal account}) \\ & + \hat{\beta}_{13}(\text{Rasio hutang terhadap pendapatan})\end{aligned}$$

3.2. Langkah Analisis

Berikut ini adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk dengan metode *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*.

1. Memperoleh data.
2. Menghitung dan menyajikan statistik deskriptif dari masing-masing variabel penelitian pada data debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

3. Melakukan uji independensi antara variabel dependen (Y) dengan variabel independen (X).
4. Melakukan analisis regresi logistik dengan seleksi *forward*, sehingga mendapatkan model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.
 - a. Mendapatkan estimasi parameter model regresi logistik dengan metode MLE.
 - b. Melakukan pengujian signifikansi pada parameter model regresi logistik.
 - c. Menginterpretasikan model regresi logistik.
 - d. Menganalisis ukuran kesesuaian model regresi logistik.
5. Menggunakan metode *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik sehingga memperoleh model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.
 - a. Merepresentasikan parameter dari model regresi logistik terbaik yang diperoleh pada langkah 4 ke dalam bentuk kromosom \mathbf{b} . Selanjutnya menyisipkan kromosom \mathbf{b} tersebut ke dalam populasi awal.
 - b. Menghitung nilai *fitness* untuk setiap kromosom. Fungsi *fitness* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *pseudo* R^2 atau R_L^2 dan MSE. Berikut ini adalah fungsi *fitness* R_L^2 .

$$g(\mathbf{b}) = b_1 + (b_2 \times x_8) + (b_3 \times x_{10}) + (b_4 \times x_{11}) + (b_5 \times x_{13})$$

$$\pi(\mathbf{b}) = \frac{e^{g(\mathbf{b})}}{1 + e^{g(\mathbf{b})}}$$

$$L_p(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^n [y_i \times \ln(\pi(\mathbf{b})) + (1 - y_i) \times \ln(1 - \pi(\mathbf{b}))]$$

$$R_L^2(\mathbf{b}) = 1 - \frac{L_p(\mathbf{b})}{L_0}$$

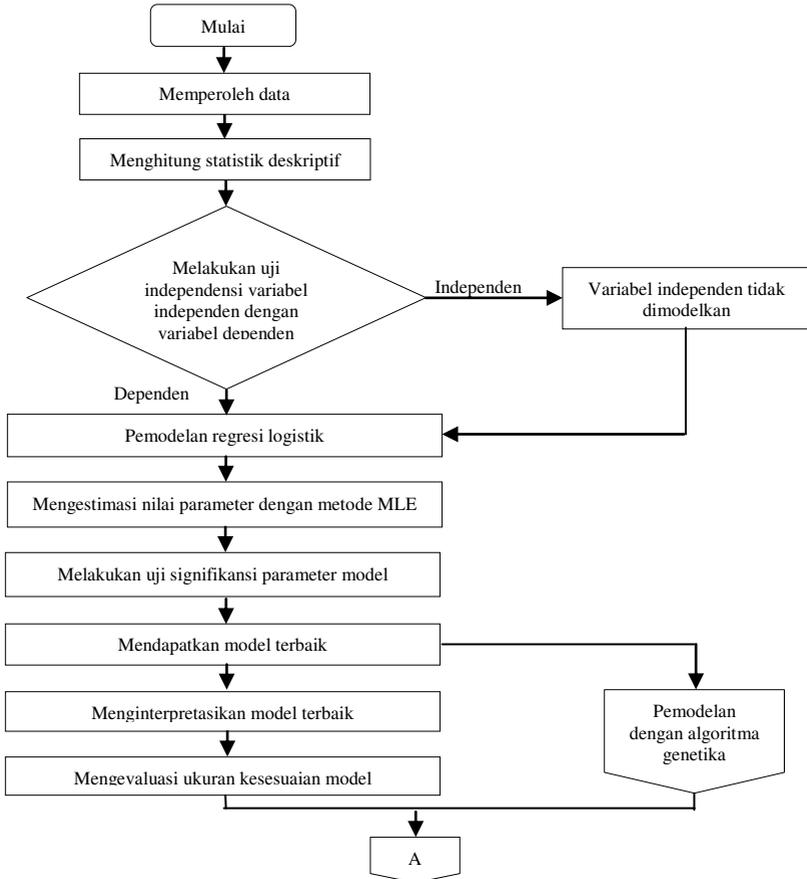
dengan L_0 adalah *log-likelihood* untuk model regresi logistik yang hanya mengandung *intercept*. Sedangkan fungsi *fitness* MSE dijelaskan sebagai berikut.

$$MSE(\mathbf{b}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \pi(\mathbf{b})_i)^2$$

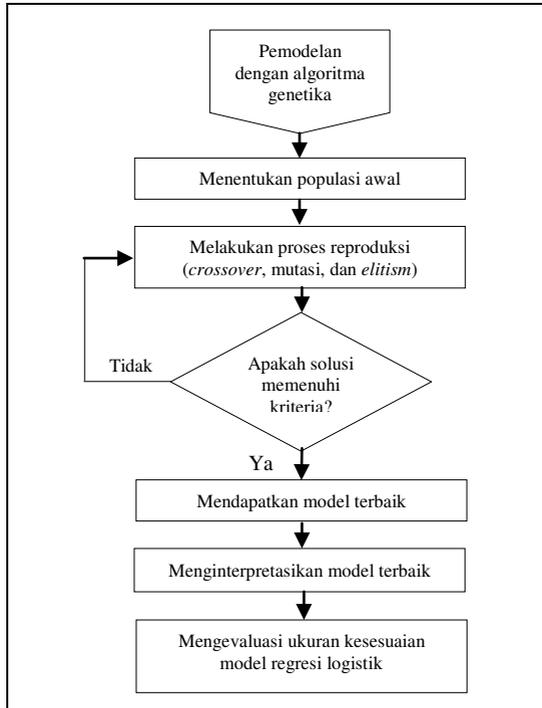
- c. Melakukan reproduksi dengan proses seleksi terhadap sebanyak N kromosom dari populasi. Kromosom yang memiliki nilai *fitness* R_L^2 yang lebih tinggi atau nilai *fitness* MSE yang lebih rendah memiliki peluang yang lebih besar untuk terpilih dan melakukan reproduksi. Dalam proses seleksi, juga terjadi *crossover* dan mutasi dengan peluang tertentu.
 - d. Melakukan evaluasi terhadap solusi yang dihasilkan pada langkah 5.c. Apabila solusi tersebut belum konvergen, maka kembali pada langkah 5.c. Apabila solusi telah konvergen atau memenuhi kriteria, maka diperoleh nilai parameter model regresi logistik dari penerapan regresi logistik dan algoritma genetika.
6. Membandingkan hasil pemodelan pada langkah 4 dan 5 berdasarkan ukuran kesesuaian model.
 7. Menginterpretasikan model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

3.3. Diagram Alir

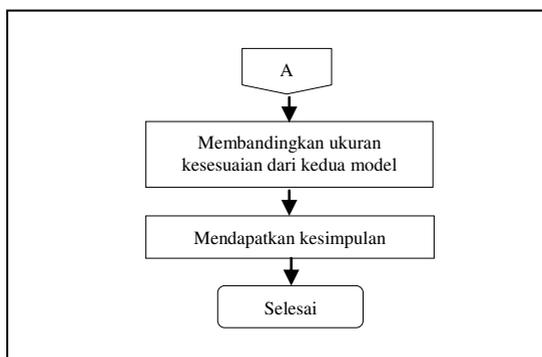
Gambar berikut ini merupakan diagram alir yang disusun berdasarkan langkah analisis dalam penelitian.



Gambar 3.1. Diagram Alir Langkah Penelitian



Gambar 3.1. Diagram Alir Langkah Penelitian (lanjutan)



Gambar 3.1. Diagram Alir Langkah Penelitian (lanjutan)

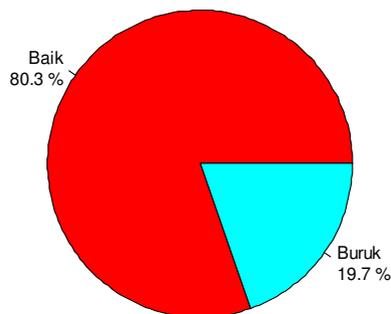
(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

PT Bank X (Persero) Tbk memberikan data 1.000 debiturnya untuk penelitian ini. Namun dari 1.000 data tersebut, terdapat 64 data debitur yang tidak lengkap. Hal itu menjadi sebab analisis serta pembahasan dalam penelitian ini hanya menggunakan data dari 936 debitur di PT Bank X (Persero) Tbk. Berikut ini adalah analisis dan pembahasan untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk berdasarkan data dari 936 debitur.

4.1. Karakteristik Debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Berikut ini adalah deskripsi mengenai karakteristik debitur di PT Bank X (Persero) Tbk berdasarkan variabel penelitian, baik dengan skala pengukuran nominal maupun rasio. Dari 936 debitur di PT Bank X (Persero) Tbk, terdapat 80,3% debitur atau 752 orang debitur yang dikategorikan sebagai debitur dengan kredit baik, dan 19,7% sisanya atau 184 debitur yang dikategorikan sebagai debitur dengan kredit buruk di PT Bank X (Persero) Tbk. Hal tersebut digambarkan dalam diagram lingkaran berikut.



Gambar 4.1. Diagram Lingkaran untuk Golongan Kredit

Berdasarkan Gambar 4.1, terlihat bahwa sebagian besar dari 936 debitur di PT Bank X (Persero) Tbk adalah debitur yang tergolong sebagai debitur dengan kredit baik. Selanjutnya adalah tabel 4.1 yang memuat nilai statistik rata-rata, deviasi standar,

median, minimum dan maksimum dari variabel independen dengan skala pengukuran rasio.

Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Debitur di PT Bank X (Persero) Tbk

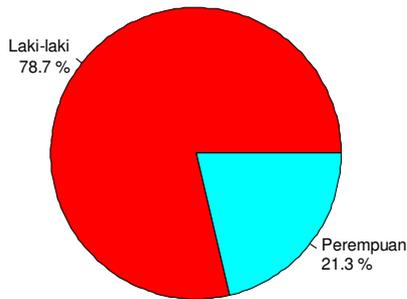
Statistik	Usia (tahun)	Pendapatan bersih (rupiah)	Tenor (bulan)
Rata-rata	35,57	5.233.998	37,175
Deviasi standar	7,73	5.809.700	12,254
Median	35	3.543.952	36
Minimum	20	1.252.204	12
Maksimum	62	63.786.168	60

Statistik	Lama hubungan baik dengan bank (tahun)	<i>Nominal account</i> (US\$)	Rasio hutang (persen)
Rata-rata	3,61	13.686.500	31,11
Deviasi standar	2,81	112.643.440	11,90
Median	3,00	1.808.808	29,18
Minimum	0,00	18.599	7,48
Maksimum	19,00	2.880.181.084	130,72

Statistik pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa usia debitur di PT Bank X (Persero) Tbk berada pada rentang 20 tahun sampai dengan 62 tahun, dengan sebagian debitur berusia muda, yaitu kurang dari 35 tahun dan sebagian lainnya berusia lebih tua dari 35 tahun. Namun pendapatan bersih yang dihasilkan debitur tiap bulannya sangat bervariasi dengan rata-rata penghasilan yang relatif cukup, yaitu sekitar 5 juta rupiah per bulan. Meskipun demikian, setengah dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk berpenghasilan kurang dari 3,5 juta rupiah per bulan.

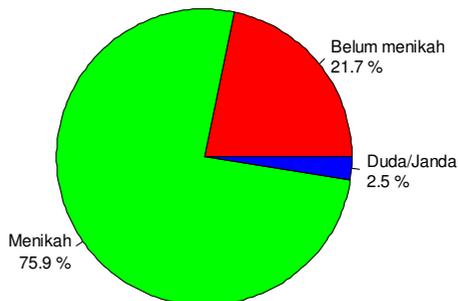
Selain itu, rata-rata tenor atau jangka waktu pelunasan kredit yang ditempuh debitur di PT Bank X (Persero) Tbk adalah sekitar tiga tahun. Statistik pada Tabel 4.1 juga menunjukkan bahwa terdapat debitur yang belum pernah berhubungan baik dengan bank sebelumnya. Sedangkan *nominal account* yang dimiliki debitur di PT Bank X (Persero) Tbk sangat bervariasi dengan rata-rata sekitar US\$13,6 juta dan rata-rata rasio hutang debitur terhadap pendapatannya adalah 31,11%. Dari statistik ini, diketahui juga bahwa terdapat debitur yang jumlah hutangnya melebihi pendapatannya. Sedangkan deskripsi mengenai jenis

kelamin debitur di PT Bank X (Persero) Tbk ditunjukkan oleh Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4.2. Diagram Lingkaran untuk Jenis Kelamin Debitur

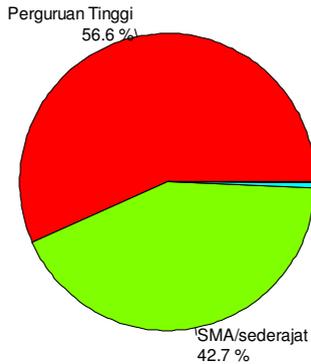
Diagram lingkaran pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa debitur di PT Bank X (Persero) Tbk didominasi oleh laki-laki, yaitu 737 orang debitur atau 78,7% debitur adalah laki-laki dan 199 orang debitur atau 21,3% debitur adalah perempuan. Sedangkan status pernikahan dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk ditunjukkan pada Gambar 4.3 berikut.



Gambar 4.3. Diagram Lingkaran untuk Status Pernikahan Debitur

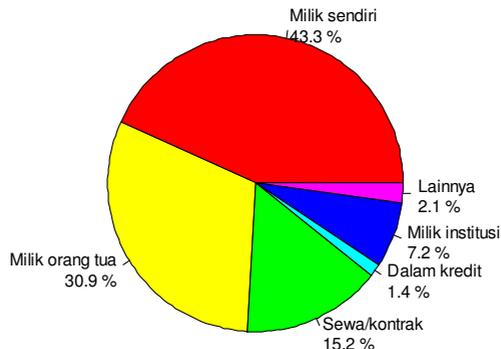
Berdasarkan Gambar 4.3, debitur di PT Bank X (Persero) Tbk didominasi oleh debitur yang telah menikah, yaitu 710 orang debitur atau 75,9% debitur berstatus menikah, dengan paling sedikit debitur berstatus duda atau janda, yaitu 23 orang debitur atau 2,5% debitur. Karakteristik berikutnya adalah pendidikan

yang ditamatkan debitur di PT Bank X (Persero) Tbk yang dideskripsikan pada Gambar 4.4 berikut.



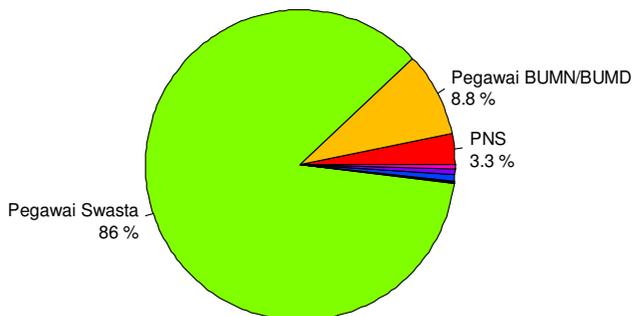
Gambar 4.4. Diagram Lingkaran untuk Pendidikan Debitur

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa debitur di PT Bank X (Persero) Tbk didominasi oleh lulusan perguruan tinggi (diploma, sarjana, dan lainnya), yaitu 530 orang debitur atau 56,6% debitur adalah lulusan perguruan tinggi. Setelah itu oleh debitur lulusan SMA atau sederajat. Ada pula debitur dengan lulusan SMP atau sederajat dan lulusan SD atau sederajat dengan persentase yang sangat kecil. Deskripsi ini menunjukkan bahwa hampir semua debitur adalah debitur dengan pendidikan yang tinggi. Sementara itu, status kepemilikan rumah dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk digambarkan pada diagram lingkaran berikut.



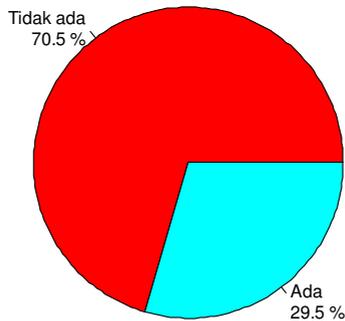
Gambar 4.5. Diagram Lingkaran untuk Status Kepemilikan Rumah Debitur

Debitur di PT Bank X (Persero) Tbk didominasi oleh debitur dengan rumah milik sendiri dan milik orang tua, yaitu 405 orang debitur atau 43,3% dari debitur memiliki rumah dengan status milik sendiri. Selain itu, hanya sedikit debitur yang menempati rumah dalam status kredit, yaitu hanya 13 orang debitur atau 1,4% debitur. Karakteristik kepemilikan rumah debitur dapat menjadi indikasi bahwa hampir setengah dari keseluruhan debitur adalah debitur dengan tingkat kesejahteraan yang relatif tinggi, dengan sebagian debitur yang telah memiliki rumah sendiri atau me-nempati rumah milik orang tuanya. Karakteristik lain dari debitur di PT Bank X (Persero) Tbk adalah pekerjaan debitur. Pekerjaan debitur di PT Bank X (Persero) Tbk dijelaskan berdasarkan Gambar 4.6 berikut.



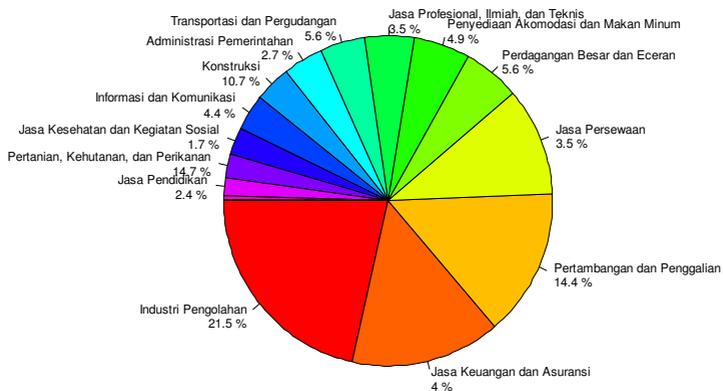
Gambar 4.6. Diagram Lingkaran untuk Pekerjaan Debitur

Diagram lingkaran pada Gambar 4.6 menjelaskan bahwa sebagian besar debitur di PT Bank X (Persero) Tbk merupakan pegawai swasta, yaitu sebanyak 805 orang debitur atau 86,0% dari banyaknya debitur. Sedangkan 82 orang debitur atau 8,8% dari banyaknya debitur bekerja sebagai pegawai BUMN atau BUMD, dan 31 orang debitur atau 3,3% dari banyaknya debitur bekerja sebagai Pegawai Negeri Sipil (PNS). Selain itu, 1,9% dari banyaknya debitur lainnya bekerja sebagai pegawai yayasan, pejabat negara, pekerja sosial atau LSM, tenaga profesional, dan wiraswasta atau pengusaha. Selanjutnya adalah pinjaman lain yang dimiliki debitur di PT Bank X (Persero) Tbk diperlihatkan pada diagram lingkaran berikut.



Gambar 4.7. Diagram Lingkaran untuk Status Pinjaman Lain Debitur

Diketahui dari Gambar 4.7 bahwa sebagian besar debitur di PT Bank X (Persero) Tbk tidak memiliki pinjaman lain di mana pun, yaitu 660 orang debitur atau 70,5% debitur. Sedangkan 276 orang debitur atau 29,5% debitur memiliki pinjaman lain. Selain itu, usaha yang dijalankan debitur di PT Bank X (Persero) Tbk digambarkan pada diagram lingkaran berikut.



Gambar 4.8. Diagram Lingkaran untuk Jenis Usaha Debitur

Jenis usaha yang dijalankan oleh sebagian besar debitur di PT Bank X (Persero) Tbk adalah di bidang industri pengolahan, jasa keuangan dan asuransi, pertambangan dan penggalian, serta jasa persewaan. Sedangkan sisanya memiliki usaha di bidang

perdagangan besar dan eceran, penyediaan akomodasi dan makan minum, serta usaha-usaha lainnya.

Selain analisis deskriptif berupa diagram lingkaran, juga dijelaskan tabulasi silang antara golongan kredit debitur dengan variabel independen berupa kategori. Berikut ini adalah tabulasi silang antara golongan kredit dan jenis kelamin debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Tabel 4.2. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Jenis Kelamin

		Jenis Kelamin		Jumlah
		Laki-Laki	Perempuan	
Golongan Kredit	Baik	599 (592)	153 (159,9)	752 (751,9)
	Buruk	138 (145)	46 (39,1)	184 (184,1)
Jumlah		737	199	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabulasi silang pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa kebanyakan debitur yang tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk adalah laki-laki. Selain itu, berdasarkan Tabel 4.2, diketahui pula bahwa tidak ada kategori pada jenis kelamin debitur yang memiliki nilai harapan kurang dari lima. Berikutnya adalah tabel yang menjelaskan hasil tabulasi silang antara golongan kredit dan status pernikahan debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Tabel 4.3. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Status Pernikahan

		Status Pernikahan			Jumlah
		Belum menikah	Menikah	Duda atau janda	
Golongan Kredit	Baik	162 (163,1)	575 (570)	15 (18,48)	752 (751,58)
	Buruk	41 (39,9)	135 (140)	8 (4,52)	184 (184,42)
Jumlah		203	710	23	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabulasi silang pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa debitur yang paling banyak tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk adalah debitur yang sudah menikah. Selanjutnya adalah tabel yang memuat tabulasi silang antara golongan kredit dengan pendidikan yang telah ditamatkan.

Tabel 4.4. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pendidikan

		Pendidikan		Jumlah
		SD	SMP	
Golongan Kredit	Baik	1 (0,803)	4 (4,017)	5 (4,820)
	Buruk	0 (0,197)	1 (0,983)	1 (1,180)
Jumlah		1	5	
		Pendidikan		Jumlah
		SMA	Perguruan Tinggi	
Golongan Kredit	Baik	316 (321,4)	431 (426)	747 (747,4)
	Buruk	84 (78,6)	99 (104)	183 (182,6)
Jumlah		400	530	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa debitur yang tergolong sebagai debitur dengan kredit baik adalah debitur tamatan perguruan tinggi. Sedangkan Tabel 4.5 berikut ini adalah tabulasi silang antara golongan kredit dengan status kepemilikan rumah debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Tabel 4.5. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Kepemilikan Rumah

		Kepemilikan Rumah			Jumlah
		Milik sendiri	Milik orang tua	Sewa atau kontrak	
Golongan Kredit	Baik	323 (325,4)	228 (232,2)	115 (114,1)	666 (671,7)
	Buruk	82 (79,6)	61 (56,8)	27 (27,9)	170 (164,3)
Jumlah		405	289	142	

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabel 4.5. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Kepemilikan Rumah (lanjutan)

		Kepemilikan Rumah			
		Dalam kredit	Milik institusi	Lainnya	
Golongan Kredit	Baik	11 (10,44)	55 (53,8)	20 (16,07)	86 (80,31)
	Buruk	2 (2,56)	12 (13,2)	0 (3,93)	14 (19,69)
Jumlah		13	67	20	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabulasi silang antara golongan kredit dengan kepemilikan rumah menjelaskan bahwa debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk paling banyak berasal dari debitur yang memiliki rumah sendiri. Selanjutnya adalah tabulasi silang antara pekerjaan debitur dengan golongan kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Tabel 4.6. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pekerjaan

		Pekerjaan			Jumlah
		PNS	Pegawai BUMN/ BUMD	Pegawai Swasta	
Golongan Kredit	Baik	20 (24,91)	73 (65,9)	646 (647)	739 (240,81)
	Buruk	11 (6,09)	9 (16,1)	159 (158)	179 (180,19)
Jumlah		31	82	805	
		Pekerjaan			
		Pegawai Yayasan	Pekerja Sosial/ LSM	Pejabat Negara	
Golongan Kredit	Baik	1 (0,803)	1 (0,803)	7 (5,62)	9 (7,226)
	Buruk	0 (0,197)	0 (0,197)	0 (1,38)	0 (1,774)
Jumlah		1	1	7	

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabel 4.6. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pekerjaan
(lanjutan)

		Pekerjaan		
		Profesional	Wiraswasta	
Golongan Kredit	Baik	2 (4,017)	2 (3,214)	4 (7,231)
	Buruk	3 (0,983)	2 (0,786)	5 (1,769)
Jumlah		5	4	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa debitur yang paling banyak tergolong sebagai debitur dengan kredit baik merupakan pegawai swasta, namun tidak ada pegawai yayasan, pekerja sosial atau LSM, dan pejabat negara yang tergolong sebagai debitur dengan kredit buruk. Berikutnya Tabel 4.12 mendeskripsikan tabulasi silang antara golongan kredit dengan ada tidaknya pinjaman lain debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Tabel 4.7. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Pinjaman Lain

		Pinjaman Lain		Jumlah
		Tidak Ada	Ada	
Golongan Kredit	Baik	515 (530)	237 (221,7)	752 (751,7)
	Buruk	145 (130)	39 (54,3)	184 (184,3)
Jumlah		660	276	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Berdasarkan Tabel 4.7, debitur yang tidak memiliki pinjaman lain di bank kebanyakan tergolong sebagai debitur yang memiliki kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Tabel 4.7 juga menunjukkan bahwa tidak ada sel yang memiliki nilai harapan kurang dari lima. Selain variabel pinjaman lain, berikut ini adalah tabulasi silang antara golongan kredit dengan jenis usaha yang dijalankan debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

Tabel 4.8. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Jenis Usaha

		Jenis Usaha			Jumlah
		Industri Pengolahan	Pertanian, Kehutanan, Perikanan	Pertambangan dan Penggalian	
Gol. Kredit	Baik	158 (161,5)	21 (17,68)	108 (108,5)	287 (287,68)
	Buruk	43 (39,5)	1 (4,32)	27 (26,5)	71 (70,32)
Jumlah		201	22	135	
		Jenis Usaha			
		Konstruksi	Perdagangan Besar dan Eceran	Transportasi dan Pergudangan	
Gol. Kredit	Baik	28 (26,51)	38 (41,8)	38 (32,94)	104 (101,32)
	Buruk	5 (6,49)	14 (10,2)	3 (8,06)	22 (24,75)
Jumlah		33	52	41	
		Jenis Usaha			
		Akomodasi, Makan dan Minum	Informasi, Komunikasi	Keuangan dan Asuransi	
Gol. Kredit	Baik	27 (41,8)	29 (26,51)	116 (110,9)	172 (172,91)
	Buruk	25 (10,2)	4 (6,49)	22 (27,1)	51 (43,79)
Jumlah		52	33	138	
		Jenis Usaha			
		Profesional, Ilmiah, dan Teknis	Jasa Persewaan	Administrasi Pemerintahan	
Gol. Kredit	Baik	40 (36,96)	87 (80,3)	27 (29,73)	154 (149,99)
	Buruk	6 (9,04)	13 (19,7)	10 (7,27)	29 (36,01)
Jumlah		46	100	37	

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Tabel 4.8. Tabulasi Silang Golongan Kredit dengan Jenis Usaha (lanjutan)

		Jenis Usaha				
		Jasa Pendidikan	Kesehatan, Keg. Sosial	Budaya, Hiburan, Rekreasi	Lainnya	
Gol. Kredit	Baik	10 (12,85)	21 (20,09)	1 (0,803)	3 (3,214)	35 (36,975)
	Buruk	6 (3,15)	4 (4,91)	0 (0,197)	1 (0,786)	11 (9,043)
Jumlah		16	25	1	4	936

*Nilai di dalam tanda () adalah nilai harapan

Dilihat dari Tabel 4.8, jenis usaha yang paling banyak dijalankan debitur yang tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk adalah industri pengolahan, namun tidak ada debitur dengan kredit baik yang memiliki usaha di bidang kebudayaan, hiburan, dan rekreasi.

4.2. Pemodelan dengan Analisis Regresi Logistik

Berikut ini adalah pembahasan hasil analisis regresi logistik biner untuk memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk. Analisis ini menggunakan α sebesar 0,05.

4.2.1. Uji Independensi

Hasil uji independensi antara penggolongan kredit dengan variabel independen berupa kategori ditunjukkan dalam Tabel 4.9 berikut.

Tabel 4.9. Hasil Uji Independensi Variabel Kategori

Variabel Independen	P-value
Jenis kelamin	0,199
Status pernikahan	0,169
Pendidikan	0,796
Kepemilikan rumah	0,338
Pekerjaan	0,010
Pinjaman Lain	0,007
Jenis Usaha	$4,615 \times 10^{-6}$

Pada Tabel 4.9, variabel pekerjaan, pinjaman lain, dan jenis usaha menghasilkan P -value yang bernilai kurang dari α , sehingga dapat disimpulkan bahwa penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk memiliki hubungan dengan pekerjaan debitur, ada atau tidaknya pinjaman lain yang dimiliki debitur, dan jenis usaha yang dijalankan debitur di PT Bank X (Persero) Tbk. Berikutnya adalah Tabel 4.10 yang memuat hasil uji independensi antara penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk dengan variabel independen berupa non kategori.

Tabel 4.10. Hasil Uji Independensi Variabel Non Kategori

Variabel Independen	Nilai Eta
Usia	0,212
Pendapatan bersih	0,982
Tenor	0,127
Lama hubungan baik dengan bank	0,229
<i>Nominal account</i>	0,801
Rasio hutang	0,945

Berdasarkan Tabel 4.10, eta yang dihasilkan variabel pendapatan bersih, *nominal account*, dan rasio hutang bernilai tinggi. Hal tersebut berarti pendapatan bersih debitur, *nominal account* yang dimiliki debitur, dan rasio hutang debitur terhadap pendapatannya memiliki hubungan yang kuat dengan penggolongan kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk. Sedangkan variabel usia, tenor, dan lama hubungan baik dengan bank menunjukkan hubungan yang lemah dengan penggolongan kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.

4.2.2. Estimasi dan Uji Signifikansi Koefisien Parameter Regresi Logistik

Setelah mendapatkan hasil uji independensi, selanjutnya dilakukan estimasi koefisien parameter regresi logistik dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Variabel independen yang digunakan dalam pemodelan ini adalah variabel independen berupa non kategori dan variabel independen berupa kategori yang memiliki hubungan dengan penggolongan kredit berdasarkan hasil uji independensi. Berikut ini adalah hasil estimasi dan uji signifikansi koefisien parameter regresi logistik.

Tabel 4.11. Estimasi dan Uji Signifikansi Koefisien Parameter

Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value
<i>Intercept</i> ($\hat{\beta}_0$)	0,296	0,757
Usia ($\hat{\beta}_1$)	-0,011	0,347
Pekerjaan ($\hat{\beta}_6$)		
Pegawai BUMN atau BUMD (1)	-0,647	0,443
Pegawai Swasta (2)	-0,671	0,358
Pegawai Yayasan (3)	-15,551	0,995
Pekerja Sosial atau LSM (4)	-15,168	0,995
Pejabat Negara (5)	-16,837	0,985
Profesional (6)	1,169	0,354
Wiraswasta (7)	-0,674	0,663
Pendapatan bersih ($\hat{\beta}_7$)	0,000	0,147
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)		
Ada pinjaman lain (1)	-0,594	0,008
Tenor ($\hat{\beta}_9$)	-0,008	0,281
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)		
Pertanian, Kehutanan, & Perikanan (1)	-1,953	0,061
Pertambangan dan Penggalian (2)	-0,077	0,790
Konstruksi (3)	-0,284	0,591
Perdagangan Besar dan Eceran (4)	0,267	0,484
Transportasi dan Pergudangan (5)	-1,245	0,052
Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum (6)	1,076	0,002
Informasi dan Komunikasi (7)	-0,715	0,214
Jasa Keuangan dan Asuransi (8)	-0,153	0,643
Jasa Profesional, Ilmiah, dan Teknis (9)	-0,324	0,507
Jasa Persewaan (10)	-0,669	0,059
Administrasi Pemerintahan (11)	0,018	0,981
Jasa Pendidikan (12)	0,483	0,426
Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial (13)	-0,614	0,346
Kebudayaan, Hiburan, dan Rekreasi (14)	17,444	0,994
Lainnya (15)	-15,559	0,989
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,218	0,000
<i>Nominal account</i> ($\hat{\beta}_{12}$)	0,000	0,458
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	0,014	0,057

Hasil uji signifikansi parameter pada Tabel 4.11 menunjukkan bahwa P-value variabel pinjaman lain dengan kategori ada pinjaman lain, variabel lama hubungan baik debitur dengan bank,

dan variabel jenis usaha dengan kategori penyediaan akomodasi dan makan minum bernilai kurang dari α , yang berarti ketiga parameter tersebut memiliki pengaruh signifikan terhadap penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk. Sedangkan *P-value* dari variabel independen lainnya bernilai lebih dari α , yang menunjukkan bahwa variabel tersebut tidak berpengaruh secara signifikan terhadap penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk.

Selanjutnya dilakukan pemodelan dengan melakukan seleksi variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk. Seleksi variabel dilakukan dengan metode *stepwise*. Pembentukan model regresi logistik dengan metode *stepwise* terdiri dari seleksi *forward* yang diikuti oleh eliminasi *backward*. Metode *stepwise* menghasilkan empat variabel independen yang memiliki pengaruh signifikan terhadap penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk, yaitu pinjaman lain, jenis usaha, lama hubungan baik debitur dengan bank, dan rasio hutang debitur terhadap penghasilannya. Berikut ini adalah langkah pemilihan variabel model regresi logistik dengan *stepwise*, dengan batas *P-value* untuk seleksi bernilai 0,05. Tabel 4.12 merupakan tabel yang memuat nilai G dan *P-value* yang dihasilkan model regresi logistik *univariable* antara penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk dengan masing-masing variabel independen.

Tabel 4.12. Nilai Statistik G dan *P-value* pada Langkah Awal

Variabel Independen	G	<i>P-value</i>
Usia ($\hat{\beta}_1$)	1,46	0,227
Pekerjaan ($\hat{\beta}_6$)	18,40	0,018
Pendapatan bersih ($\hat{\beta}_7$)	2,36	0,124
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)	7,96	0,004
Tenor ($\hat{\beta}_9$)	4,50	0,034
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)	49,06	0,000
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	42,03	0,000
<i>Nominal account</i> ($\hat{\beta}_{12}$)	1,50	0,221
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	3,43	0,064

Pada Tabel 4.12, terdapat lima variabel independen dengan *P-value* bernilai kurang dari 0,05, yaitu variabel pekerjaan, pinjaman lain, tenor, jenis usaha, dan lama hubungan baik debitur dengan bank. *P-value* terkecil dihasilkan oleh variabel jenis usaha dan lama hubungan baik debitur dengan bank. Untuk langkah awal atau Langkah 0, satu di antara lima variabel independen tersebut dipilih untuk diikutsertakan dalam pemodelan regresi logistik pada langkah selanjutnya. Variabel yang akan dimodelkan pada langkah selanjutnya atau Langkah 1 adalah variabel lama hubungan baik debitur dengan bank dan masing-masing variabel independen selain lama hubungan debitur dengan bank, sehingga diperoleh nilai G dan *P-value* yang pada Tabel 4.13 berikut.

Tabel 4.13. Nilai Statistik G dan *P-value* dari Langkah 1

Variabel Independen	G	<i>P-value</i>
Usia ($\hat{\beta}_1$)	0,33	0,564
Pekerjaan ($\hat{\beta}_6$)	13,58	0,093
Pendapatan bersih ($\hat{\beta}_7$)	1,19	0,275
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)	8,52	0,003
Tenor ($\hat{\beta}_9$)	1,83	0,175
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)	42,86	0,000
<i>Nominal account</i> ($\hat{\beta}_{12}$)	1,00	0,317
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	2,41	0,120

Berdasarkan Tabel 4.13, nilai *P-value* terkecil dihasilkan oleh variabel jenis usaha, sehingga pada Langkah 2 dilakukan pemodelan regresi logistik antara penggolongan kredit dengan lama hubungan baik debitur dengan bank dan jenis usaha. Untuk melanjutkan pemodelan regresi logistik pada Langkah 3, penggolongan kredit dimodelkan dengan lama hubungan baik debitur dengan bank, jenis usaha, dan setiap variabel independen selainnya. Rangkuman nilai G dan *P-value* yang dihasilkan variabel independen jika variabel independen tersebut diikutsertakan ke dalam pemodelan regresi logistik pada langkah awal sampai akhir ditampilkan pada Tabel 4.14 berikut.

Tabel 4.14. Statistik dari Variabel yang Diikutsertakan pada Setiap Langkah Seleksi *Forward*

Langkah	Variabel Independen	G	Df	P-value
Langkah 0	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	42,03	1	0,000
Langkah 1	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)	42,86	15	0,000
Langkah 2	Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)	6,85	1	0,009
Langkah 3	Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	4,10	1	0,043

Berdasarkan Tabel 4.14, pada langkah 2, variabel pinjaman lain menghasilkan P-value terkecil dan bernilai kurang dari 0,05, sehingga variabel pinjaman lain diikutsertakan dalam pemodelan pada Langkah 3. Pada langkah 2, selain P-value untuk variabel pinjaman lain, P-value untuk variabel lain bernilai lebih dari 0,05. Sedangkan pada langkah 3, hanya variabel rasio hutang debitur terhadap pendapatan yang menghasilkan P-value terkecil dan bernilai kurang dari 0,05, sehingga rasio hutang debitur terhadap pendapatan yang diikutsertakan dalam pemodelan pada langkah 4. Namun pada langkah 4, variabel independen lainnya menghasilkan nilai P-value yang lebih besar dari 0,05 jika variabel independen tersebut diikutsertakan dalam pemodelan regresi logistik, sehingga tidak ada variabel independen lainnya yang akan diikuti dalam pemodelan selanjutnya. Hal itu menyebabkan seleksi *forward* berhenti pada langkah 4. Hingga pada langkah 4, seleksi *forward* telah menghasilkan empat variabel independen yang terpilih sebagai variabel independen yang memiliki pengaruh secara signifikan terhadap penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk.

Selain melakukan seleksi *forward*, metode *stepwise* juga diikuti dengan prosedur eliminasi *backward* pada setiap langkah. Untuk mengeliminasi variabel independen dari model regresi logistik pada setiap langkah, ditentukan batas P-value sebesar 0,10 untuk mengeliminasi variabel independen. Tabel 4.15 berikut memuat P-value dari setiap variabel independen pada setiap langkah jika variabel independen tersebut dieliminasi dari model.

Tabel 4.15. P-value dari Setiap Langkah Eliminasi *Backward*

Langkah	Variabel Independen	P-value
Langkah 1	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	0,000
Langkah 2	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	0,000
	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)	0,000
Langkah 3	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	0,000
	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)	0,000
	Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)	0,009
Langkah 4	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	0,000
	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)	0,000
	Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)	0,003
	Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	0,043

Pada Tabel 4.15, terlihat bahwa nilai P-value untuk mengeliminasi variabel independen dari model pada setiap langkah bernilai kurang dari 0,10. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada variabel independen yang dieliminasi dari pemodelan pada setiap langkah, sehingga model terbaik untuk regresi logistik diperoleh pada Langkah 4. Selanjutnya adalah Tabel 4.16 yang menampilkan estimasi parameter dan signifikansi variabel independen dari model regresi logistik pada setiap langkah.

Tabel 4.16. Estimasi dan Signifikansi Koefisien Parameter Model pada Setiap Langkah

Langkah	Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value
Langkah 1	<i>Intercept</i>	-0,685	0,000
	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,231	0,000
Langkah 2	<i>Intercept</i>	-0,697	0,000
	Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,219	0,000
	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$) Pertanian, Kehutanan, & Perikanan (1)	-1,894	0,069
	Pertambangan dan Penggalian (2)	0,074	0,793

Tabel 4.16. Estimasi dan Signifikansi Koefisien Parameter Model pada Setiap Langkah (lanjutan)

Langkah	Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value
Langkah 2	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)		
	Konstruksi (3)	-0,280	0,592
	Perdagangan Besar dan Eceran (4)	0,318	0,384
	Transportasi dan Pergudangan (5)	-1,074	0,088
	Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum (6)	1,235	0,000
	Informasi dan Komunikasi (7)	-0,584	0,303
	Jasa Keuangan dan Asuransi (8)	-0,186	0,530
	Jasa Profesional, Ilmiah, dan Teknis (9)	-0,308	0,520
	Jasa Persewaan (10)	-0,527	0,131
	Administrasi Pemerintahan (11)	0,334	0,419
	Jasa Pendidikan (12)	0,745	0,180
	Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial (13)	-0,184	0,752
	Kebudayaan , Hiburan, dan Rekreasi (14)	15,921	0,986
	Lainnya (15)	-13,387	0,97
	Langkah 3	<i>Intercept</i>	-0,514
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)		-0,225	0,000
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)			
Pertanian, Kehutanan, & Perikanan (1)		-1,948	0,062
Pertambangan dan Penggalian (2)		0,007	0,981
Konstruksi (3)		-0,287	0,584
Perdagangan Besar dan Eceran (4)		0,315	0,392
Transportasi dan Pergudangan (5)	-1,139	0,072	

Tabel 4.16. Estimasi dan Signifikansi Koefisien Parameter Model pada Setiap Langkah (lanjutan)

Langkah	Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value	
Langkah 3	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)			
	Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum (6)	1,141	0,000	
	Informasi dan Komunikasi (7)	-0,622	0,273	
	Jasa Keuangan dan Asuransi (8)	-0,163	0,585	
	Jasa Profesional, Ilmiah, dan Teknis (9)	-0,232	0,630	
	Jasa Persewaan (10)	-0,580	0,098	
	Administrasi Pemerintahan (11)	0,285	0,492	
	Jasa Pendidikan (12)	0,681	0,221	
	Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial (13)	-0,253	0,666	
	Kebudayaan , Hiburan, dan Rekreasi (14)	15,756	0,986	
	Lainnya (15)	-13,556	0,975	
	Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)			
	Ada pinjaman lain (1)	-0,530	0,011	
	Langkah 4	<i>Intercept</i>	-0,935	0,002
		Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,224	0,000
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)				
Pertanian, Kehutanan, & Perikanan (1)		-1,940	0,063	
Pertambangan dan Penggalian (2)		-0,015	0,958	
Konstruksi (3)		-0,297	0,571	
Perdagangan Besar dan Eceran (4)		0,279	0,450	
Transportasi dan Pergudangan (5)		-1,204	0,058	
Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum (6)		1,104	0,001	
Informasi dan Komunikasi (7)		-0,603	0,288	

Tabel 4.16. Estimasi dan Signifikansi Koefisien Parameter Model pada Setiap Langkah (lanjutan)

Langkah	Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value
Langkah 4	Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)		
	Jasa Keuangan dan Asuransi (8)	-0,148	0,618
	Jasa Profesional, Ilmiah, dan Teknis (9)	-0,211	0,662
	Jasa Persewaan (10)	-0,618	0,078
	Administrasi Pemerintahan (11)	0,203	0,633
	Jasa Pendidikan (12)	0,640	0,255
	Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial (13)	-0,300	0,610
	Kebudayaan , Hiburan, dan Rekreasi (14)	16,053	0,985
	Lainnya (15)	-13,553	0,975
	Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)		
Ada pinjaman lain (1)	-0,614	0,004	
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	0,014	0,042	

Pada langkah terakhir dalam Tabel 4.16, *intercept* dan variabel lama hubungan baik debitur dengan bank, jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum, adanya pinjaman lain, serta rasio hutang debitur terhadap pendapatan menghasilkan P-value yang bernilai kurang dari 0,05. Hal tersebut menunjukkan bahwa keempat variabel independen tersebut memiliki pengaruh secara signifikan terhadap penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk. Berdasarkan kesimpulan tersebut, maka model regresi logistik terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk dapat ditulis sebagai berikut.

$$\pi(\mathbf{x}) = \frac{e^{g(\mathbf{x})}}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}$$

dengan *logit* $g(\mathbf{x})$:

$$g(\mathbf{x}) = -0,935 - 0,614 x_8(1) + 1,104 x_{10}(6) - 0,223 x_{11} + 0,014 x_{13}$$

atau dapat ditulis sebagai berikut.

$$g(\mathbf{x}) = -0,935 - 0,614 (\text{Ada pinjaman lain}) + 1,104 (\text{Jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum}) - 0,224 (\text{Lama hubungan baik dengan bank}) + 0,014 (\text{Rasio hutang terhadap pendapatan})$$

4.2.3. Interpretasi Model Regresi Logistik

Interpretasi dari estimasi parameter dalam model regresi logistik terbaik dapat ditunjukkan oleh nilai estimasi parameter serta *odds ratio* (OR) atau e^β dari parameter. Tabel 4.17 berikut ini menampilkan nilai estimasi dan OR dari parameter regresi logistik terbaik.

Tabel 4.17. Nilai Estimasi dan OR dari Parameter Model Terbaik

Variabel Independen	Nilai Estimasi	OR
<i>Intercept</i> ($\hat{\beta}_0$)	-0,935	0,392
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)		
Ada pinjaman lain (1)	-0,614	0,541
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)		
Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	1,104	3,016
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,224	0,799
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	0,014	1,014

Berdasarkan Tabel 4.17, OR adanya pinjaman lain bernilai 0,541 yang berarti kecenderungan debitur yang tidak mempunyai pinjaman lain tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk adalah sekitar dua kali daripada debitur yang mempunyai pinjaman lain. Selain itu, debitur yang menjalankan usaha di bidang penyediaan akomodasi dan makan minum memiliki kecenderungan untuk tergolong sebagai debitur baik sekitar tiga kali daripada debitur yang menjalankan usaha di industri pengolahan. Debitur yang memiliki lama hubungan baik dengan bank lebih lama satu tahun meningkatkan kecenderungan debitur tersebut tergolong sebagai debitur dengan kredit baik sebesar 0,799 daripada debitur lainnya yang tidak memiliki hubungan baik lebih lama dengan bank. Sedangkan OR rasio hutang terhadap pendapatan bernilai 1,014 menunjukkan bahwa debitur

dengan nilai rasio hutang yang lebih tinggi satu persen memiliki kecenderungan yang hampir sama dengan debitur dengan rasio hutang yang lebih rendah untuk tergolong sebagai debitur dengan kredit baik. Koefisien parameter adanya pinjaman lain dan lama hubungan baik dengan bank bernilai negatif. Itu berarti adanya pinjaman lain menurunkan probabilitas seorang debitur tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Begitu pula dengan pertambahan lamanya hubungan baik antara debitur dengan bank akan menurunkan probabilitas debitur tersebut tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Sedangkan koefisien parameter jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum serta rasio hutang terhadap pendapatan bernilai positif yang berarti usaha di bidang penyediaan akomodasi dan makan minum meningkatkan probabilitas seorang debitur tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Pertambahan satu persen rasio hutang debitur terhadap pendapatannya juga meningkatkan probabilitas debitur tersebut untuk tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk.

4.2.4. Kesesuaian Model Regresi Logistik

Pseudo R² atau R_L^2 yang dihasilkan model regresi logistik terbaik bernilai relatif rendah, yaitu 0,0740. Hal itu berarti model tersebut hanya dapat menjelaskan 7,40% hubungan antara variabel-variabel independen pada model dengan penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk. Selain itu, MSE yang dihasilkan oleh model regresi logistik terbaik bernilai 0,1459. Meskipun demikian, ketepatan klasifikasi yang dihasilkan model tersebut relatif baik, yaitu sebesar 81,52%. Berikut ini adalah tabel klasifikasi dari model regresi logistik terbaik.

Tabel 4.18. Klasifikasi Kredit di PT Bank X (Persero) Tbk

		Aktual		Jumlah
		Baik	Buruk	
Prediksi	Baik	742	163	905
	Buruk	10	21	31
Jumlah		752	184	936

Berdasarkan Tabel 4.18, terdapat 742 debitur yang diklasifikasikan secara benar sebagai debitur dengan kredit baik dan 21 debitur yang diklasifikasikan secara benar sebagai debitur dengan kredit buruk. Selain itu, model regresi logistik juga menghasilkan kesalahan klasifikasi sebesar 18,48%. Sebanyak 159 debitur dengan kredit buruk yang diklasifikasikan sebagai debitur dengan kredit baik dan 12 debitur dengan kredit baik yang diklasifikasikan sebagai debitur dengan kredit buruk.

Ukuran kesesuaian model regresi terbaik ini menunjukkan bahwa R_L^2 yang dihasilkan model regresi logistik bernilai relatif rendah. Untuk itu, selanjutnya dilakukan analisis dengan memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk menggunakan algoritma genetika dengan tujuan untuk mendapatkan model dengan nilai R_L^2 yang lebih tinggi atau model dengan nilai MSE yang lebih rendah.

4.3. Pemodelan dengan Metode *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*

Untuk mengestimasi nilai parameter model regresi logistik dengan algoritma genetika, ditetapkan 100 generasi dengan populasi berukuran 100. Salah satu kromosom dalam populasi awal tersebut adalah kromosom yang mengandung nilai estimasi parameter model regresi terbaik pada Tabel 4.17. Berikut ini adalah ilustrasi dari kromosom secara umum pada algoritma genetika

Kromosom				
$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_8(1)$	$\hat{\beta}_{10}(6)$	$\hat{\beta}_{11}$	$\hat{\beta}_{13}$

Gambar 4.9. Ilustrasi Kromosom pada Algoritma Genetika

Setelah mengetahui nilai estimasi untuk salah satu kromosom pada populasi awal, maka gambar berikut ini adalah ilustrasi salah satu kromosom yang mengandung nilai estimasi parameter model regresi terbaik.

Kromosom				
-0,935	-0,614	1,104	-0,224	0,014

Gambar 4.10. Ilustrasi Salah Satu Kromosom pada Populasi Awal

Seleksi yang digunakan dalam algoritma genetika adalah seleksi rolet (*roulette selection*). Sedangkan *crossover* yang dioperasikan adalah *crossover* satu titik (*one-point crossover*) dengan probabilitas *crossover* sebesar 0,8 dan peluang mutasi acak sebesar 0,1. Selain itu, juga ditetapkan *elitism* yang akan mempertahankan 5% kromosom dari ukuran populasi atau sebanyak 5 buah kromosom dengan nilai *fitness* paling optimum pada generasi berikutnya. Sedangkan fungsi *fitness* yang dievaluasi adalah fungsi *pseudo* R^2 atau R_L^2 dan MSE. Fungsi *fitness* R_L^2 bertujuan untuk memaksimalkan nilai R_L^2 , sedangkan fungsi *fitness* MSE bertujuan untuk meminimumkan nilai MSE. Berikut ini adalah fungsi *fitness* R_L^2 yang dijalankan dalam algoritma genetika.

$$g(\mathbf{b}) = b_1 + (b_2 \times x_8) + (b_3 \times x_{10}) + (b_4 \times x_{11}) + (b_5 \times x_{13})$$

$$\pi(\mathbf{b}) = \frac{e^{g(\mathbf{b})}}{1 + e^{g(\mathbf{b})}}$$

$$L_p(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^{936} [y_i \times \ln(\pi(\mathbf{b})) + (1 - y_i) \times \ln(1 - \pi(\mathbf{b}))]$$

$$R_L^2(\mathbf{b}) = 1 - \frac{L_p(\mathbf{b})}{L_0}$$

Berdasarkan hasil pemodelan regresi logistik, diperoleh model regresi logistik terbaik yang menghasilkan nilai *log-likelihood* L_0 sebesar -463,9, sehingga fungsi $R_L^2(\mathbf{b})$ menjadi seperti berikut.

$$R_L^2(\mathbf{b}) = 1 - \left(\frac{L_p(\mathbf{b})}{-463,9} \right)$$

Sedangkan fungsi *fitness* MSE yang digunakan dalam algoritma dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\text{MSE}(\mathbf{b}) = \frac{1}{936} \sum_{i=1}^n (y_i - \pi(\mathbf{b})_i)^2$$

Berdasarkan fungsi *fitness* tersebut, Tabel 4.19 berikut menunjukkan ilustrasi proses algoritma genetika pada salah satu generasi dengan tujuan memaksimalkan nilai *fitness* R_L^2 .

Tabel 4.19. Ilustrasi Evaluasi Nilai *Fitness* pada Salah Satu Generasi

Kromosom ke-	Kromosom					Nilai <i>Fitness</i> R_L^2
1	-0,935	-0,614	1,104	-0,224	0,014	0,0766
2	-0,935	-0,614	1,104	-0,224	0,014	0,0771
⋮	⋮					⋮
100	-0,935	-0,614	1,104	-0,224	0,014	0,0768

Misalkan pada Tabel 4.19, kromosom 2 menghasilkan nilai *fitness* yang paling tinggi di antara 100 kromosom pada generasi tersebut, maka kromosom 2 terpilih sebagai kromosom dengan nilai *fitness* maksimum pada generasi tersebut. Nilai *fitness* terbaik diperoleh dengan menjalankan algoritma genetika sebanyak lima kali. Rata-rata nilai *fitness* dari kelima percobaan tersebut adalah rata-rata nilai *fitness* yang dihasilkan algoritma genetika pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20. Nilai *Fitness* R_L^2 dan MSE dari Setiap Percobaan

Percobaan	Nilai R_L^2	Nilai MSE
1	0,0766	0,1454
2	0,0771	0,1459
3	0,0771	0,1453
4	0,0760	0,1454
5	0,0768	0,1459

Dari kelima percobaan algoritma genetika, diperoleh rata-rata nilai R_L^2 adalah sebesar 0,0767 dan rata-rata nilai MSE adalah 0,1456. Meskipun menghasilkan rata-rata nilai R_L^2 dan MSE yang lebih baik, namun rata-rata nilai R_L^2 dan MSE yang dihasilkan oleh algoritma genetika tidak mengalami perubahan signifikan daripada nilai R_L^2 dan MSE pada pemodelan regresi logistik dengan MLE. Percobaan ke-2 dan ke-3 menghasilkan nilai R_L^2 yang paling tinggi, yaitu 0,0771, sedangkan percobaan ke-3 menghasilkan nilai MSE terendah, yaitu 0,1453. Berikut ini adalah

nilai estimasi parameter dari algoritma genetika berdasarkan *fitness* R_L^2 tertinggi dan MSE terendah, yaitu pada percobaan ke-3.

Tabel 4.21. Nilai Estimasi Parameter

Variabel Independen	Nilai Estimasi (berdasarkan R_L^2)	Nilai Estimasi (berdasarkan MSE)
<i>Intercept</i> ($\hat{\beta}_0$)	-1,083	-1,062
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)		
Ada pinjaman lain (1)	-0,614	-0,614
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)		
Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	1,265	1,104
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,224	-0,224
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	0,014	0,014

Berdasarkan hasil estimasi pada Tabel 4.21, maka didapatkan dua model regresi logistik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit di PT Bank X (Persero) Tbk, yaitu model regresi logistik terbaik berdasarkan *fitness* R_L^2 dan model regresi terbaik berdasarkan *fitness* MSE. Namun nilai estimasi parameter yang dihasilkan model regresi logistik terbaik berdasarkan MSE hampir sama dengan nilai estimasi parameter model regresi logistik terbaik yang dihasilkan MLE. Kedua model regresi logistik dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\pi(\mathbf{x}) = \frac{e^{g(\mathbf{x})}}{1 + e^{g(\mathbf{x})}}$$

dengan *logit* $g(\mathbf{x})$ untuk model regresi terbaik berdasarkan *fitness* R_L^2 :

$g(\mathbf{x}) = -1,083 - 0,614 x_8(1) + 1,265 x_{10}(6) - 0,224 x_{11} + 0,014 x_{13}$
atau dapat ditulis sebagai berikut.

$g(\mathbf{x}) = -1,083 - 0,614$ (Ada pinjaman lain) $+ 1,265$ (Jenis usaha
penyediaan akomodasi dan makan minum)
 $- 0,224$ (Lama hubungan baik dengan bank)
 $+ 0,014$ (Rasio hutang terhadap pendapatan)

Selain itu, berikut ini *logit* $g(\mathbf{x})$ untuk model regresi terbaik berdasarkan *fitness* MSE:

$$g(\mathbf{x}) = -1,602 - 0,614 x_8(1) + 1,104 x_{10}(6) - 0,224 x_{11} + 0,014 x_{13}$$

atau dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}) = & -1,602 - 0,614 \text{ (Ada pinjaman lain)} + 1,104 \text{ (Jenis usaha} \\ & \text{penyediaan akomodasi dan makan minum)} \\ & - 0,224 \text{ (Lama hubungan baik dengan bank)} \\ & + 0,014 \text{ (Rasio hutang terhadap pendapatan)} \end{aligned}$$

Hasil algoritma genetika memberikan estimasi nilai parameter adanya pinjaman lain dan lama hubungan baik dengan bank yang bernilai negatif. Nilai negatif tersebut berarti adanya pinjaman lain menurunkan probabilitas seorang debitur tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Sama halnya dengan pertambahan lamanya hubungan baik antara debitur dengan bank akan menurunkan probabilitas debitur tersebut tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Sedangkan pada hasil algoritma genetika berdasarkan *fitness* R_L^2 , nilai parameter rasio hutang debitur terhadap pendapatan mengalami perubahan, yaitu menjadi bernilai negatif, yang berarti pertambahan satu satuan rasio hutang debitur terhadap pendapatannya menurunkan probabilitas debitur tersebut untuk tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk. Berdasarkan nilai estimasi parameter dari kedua model tersebut, diperoleh nilai OR pada Tabel 4.21 berikut ini.

Tabel 4.22. Nilai Estimasi dan OR dari Parameter Model Terbaik

Variabel Independen	OR (berdasarkan R_L^2)	OR (berdasarkan MSE)
<i>Intercept</i> ($\hat{\beta}_0$)	0,338	0,346
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)		
Ada pinjaman lain (1)	0,551	0,541
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)		
Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	3,543	3,016
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	0,799	0,799
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	1,014	1,014

OR dari estimasi parameter model regresi logistik berdasarkan algoritma genetika dengan *fitness* R_L^2 pada Tabel 4.22 menunjukkan kecenderungan debitur yang tidak mempunyai pinjaman lain untuk tergolong sebagai debitur dengan kredit baik adalah sekitar dua kali daripada debitur yang mempunyai pinjaman lain. Sedangkan OR jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum menjelaskan bahwa debitur yang menjalankan usaha di bidang penyediaan akomodasi dan makan minum memiliki kecenderungan sekitar 3,5 kali untuk tergolong sebagai debitur dengan kredit baik di PT Bank X (Persero) Tbk daripada debitur yang menjalankan usaha di bidang industri pengolahan. Debitur yang memiliki lama hubungan baik dengan bank lebih lama satu tahun meningkatkan kecenderungan debitur tersebut tergolong sebagai debitur dengan kredit baik sebesar 0,799 daripada debitur lainnya yang tidak memiliki hubungan baik lebih lama dengan bank. Selain itu, OR rasio hutang terhadap pendapatan bernilai 1,014 menunjukkan bahwa debitur dengan nilai rasio hutang yang lebih tinggi satu persen memiliki kecenderungan yang hampir sama dengan debitur yang memiliki rasio hutang lebih rendah untuk tergolong sebagai debitur dengan kredit baik.

4.4. Perbandingan Model Terbaik

Pembahasan berikut ini menampilkan perbandingan ukuran kesesuaian model regresi logistik yang diperoleh dari hasil estimasi parameter model regresi logistik berdasarkan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) serta *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik. Pada estimasi parameter model regresi logistik menggunakan *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik, digunakan dua fungsi *fitness* berdasarkan ukuran kesesuaian model regresi logistik, yaitu R_L^2 dan MSE. Fungsi *fitness* R_L^2 bertujuan untuk memaksimumkan nilai R_L^2 , sedangkan fungsi *fitness* MSE bertujuan untuk meminimumkan nilai MSE. Berdasarkan hasil estimasi parameter model regresi logistik dengan menggunakan *maximum likelihood estimation* (MLE) dan *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik, diperoleh nilai

estimasi parameter serta nilai R_L^2 , MSE, dan ketepatan klasifikasi pada tabel 4.23 berikut.

Tabel 4.23. Nilai Estimasi Parameter dan *Fitness* dari Kedua Metode

Variabel Independen	MLE	Hybrid GA (berdasarkan R_L^2)	Hybrid GA (berdasarkan MSE)
<i>Intercept</i> ($\hat{\beta}_0$)	-0,935	-1,083	-1,062
Pinjaman lain ($\hat{\beta}_8$)			
Ada pinjaman lain (1)	-0,614	-0,614	-0,614
Jenis usaha ($\hat{\beta}_{10}$)			
Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	1,104	1,265	1,104
Lama hubungan baik dengan bank ($\hat{\beta}_{11}$)	-0,224	-0,224	-0,224
Rasio hutang terhadap pendapatan ($\hat{\beta}_{13}$)	0,014	0,014	0,014
	R_L^2	0,0740	0,0771
	MSE	0,1459	0,1453
Ketepatan klasifikasi	0,8152	0,8152	0,8152

Pada Tabel 4.23, terlihat bahwa *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik menghasilkan model regresi logistik dengan nilai R_L^2 yang lebih tinggi dan nilai MSE yang lebih rendah daripada model regresi logistik dengan metode MLE, meskipun selisih nilai R_L^2 dan nilai MSE yang dihasilkan kedua metode bernilai relatif sangat kecil dengan ketepatan klasifikasi yang tidak mengalami perubahan. Ketepatan klasifikasi yang diperoleh dari metode MLE maupun *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik menghasilkan tabel klasifikasi dengan prediksi yang sama seperti pada Tabel 4.18. Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik menghasilkan model regresi logistik yang sedikit lebih baik. Selain itu, Tabel 4.23 juga menunjukkan bahwa hanya nilai estimasi parameter untuk *intercept* dan variabel jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum yang berbeda dengan nilai estimasi parameter berdasarkan MLE.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, diperoleh beberapa kesimpulan dan saran sebagai berikut.

5.1. Kesimpulan

Ada beberapa hal yang dapat disimpulkan berdasarkan hasil penelitian ini, yakni sebagai berikut.

1. Berdasarkan model regresi logistik terbaik, diketahui bahwa terdapat empat faktor yang berpengaruh terhadap penggolongan kredit di PT Bank (X) Persero Tbk, yaitu adanya pinjaman lain, jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum, lama hubungan debitur dengan bank, dan rasio hutang debitur terhadap pendapatannya.
2. Estimasi parameter model regresi logistik dengan *maximum likelihood estimation* (MLE) menghasilkan model regresi logistik terbaik dengan nilai R_L^2 yang relatif rendah, yaitu 0,0740 dengan MSE sebesar 0,1549, serta menghasilkan ketepatan klasifikasi sebesar 0,8152.
3. Metode *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik menghasilkan model regresi logistik yang relatif sedikit lebih baik, dengan rata-rata R_L^2 yang bernilai lebih tinggi dan rata-rata MSE yang bernilai lebih rendah daripada model regresi logistik berdasarkan MLE. Namun selisih R_L^2 dan MSE yang dihasilkan antara kedua metode relatif sangat rendah, dengan ketepatan klasifikasi yang sama.

5.2. Saran

Untuk penelitian selanjutnya mengenai penggolongan kredit, sebaiknya melengkapi data dengan variabel jenis kredit dan besarnya pinjaman untuk setiap debitur. Selain itu, peneliti sebaiknya menambahkan sampel agar tidak ada kategori dari setiap variabel independen berupa kategori yang memiliki nilai harapan kurang dari lima.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2007). *An Introduction to Categorical Data Analysis*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Bhattacharyya, G. K. & Johnson, R. A. (1977). *Statistical Concepts and Methods*. Singapore: John Wiley & Sons, Inc.
- Engelbrecht, A. P. (2002). *Computational Intelligence, An Introduction*. England: John & Wiley Sons, Ltd.
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., & Anderson, R.E. (2009). *Multivariate Data Analysis*. United States of America: Prentice Hall.
- Hosmer, J. W. & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression 2nd Edition*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc.
- Kasmir. (2013). *Dasar-Dasar Perbankan Edisi Revisi*. Jakarta: PT RajaGrafindo Persada.
- Khan, M. Z. R. & Bajpai, A. K. (2013). Genetic Algorithm and Its Application in Mechanical Engineering. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 2 (5), 677-683.
- Mandiri. (2014). *Kredit Bank Mandiri Tumbuh 22,3% Menjadi Rp428,7 Triliun, Aset Meningkatkan Lampaui Rp670 Triliun*. Diakses pada 1 Maret 2014, dari <http://www.bankmandiri.co.id/corporate01/news-detail.asp?id=NGeK01001076>
- Mandiri. (2014). *Transformasi Bank Mandiri*. Diakses pada 4 Februari 2014, dari http://www.bankmandiri.co.id/corporate01/about_profile.asp
- Metrotvnews.com. (2013). *Kualitas KUR Bank Mandiri Memburuk*. Diakses pada 4 Februari 2014, dari <http://www.metrotvnews.com/metronews/read/2013/11/21/2/196153/Kualitas-KUR-Bank-Mandiri-Memburuk>
- Meyer, M. C. (2003). An Evolutionary Algorithm with Applications to Statistics. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 12 (2), 265-281.
- Misdiati, L. (2013). *Analisis Klasifikasi Kredit Menggunakan Metode Newton Truncated – Kernel Logistic Regression*

- (*NTR-KLR*) (*Studi Kasus: Data Kredit Bank "X"*). Tugas akhir yang tidak dipublikasikan, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Pan, Z., Chen, Y., Kang, L., & Zhang, Y. (1995). *Parameter Estimation By Genetic Algorithms For Nonlinear Regression*. Proc. of International Conference on Optimization Technique and Application, China.
- Sakawa, M. (2002). *Genetic Algorithms and Fuzzy Multiobjective Optimization*. United States of America: Kluwer Academic Publisher
- Scrucca, L. (2013). GA: A Package for Genetic Algorithms in R. *Journal of Statistical Software*, 53 (4), 1-37.
- Tamin, N. (2012). *Kiat Menghindari Kredit Macet*. Jakarta: Dian Rakyat.

LAMPIRAN

Lampiran A. Data Kredit di PT Bank X (Persero) Tbk.

NOMOR	KREDIT	USIA	JENIS_ KELAMIN	STATUS_ PERNIKAHAN	PENDIDIKAN
1	0	36	0	0	3
2	0	32	0	0	3
3	0	41	1	0	3
4	0	34	0	1	3
5	0	24	1	0	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
935	0	29	0	0	3
936	0	35	0	1	3

NOMOR	KEPEMILIKAN_ RUMAH	PEKERJAAN	PENDAPATAN BERSIH	TENOR
1	2	2	1892920	36
2	0	2	3703053	60
3	2	2	9381705	24
4	0	2	20767907	60
5	2	2	5192867	24
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
935	2	2	3186502	36
936	0	1	2806315	60

NOMOR	LAMA_ HUBUNGAN	NOMINAL_ ACCOUNT	RASIO_ HUTANG	PINJAMAN_ LAIN	JENIS_ USAHA
1	1	649040.4	51.44	1	0
2	5	4143585.6	25.57	0	7
3	5	11128456.8	20.69	1	9
4	6	180000	32.78	1	2
5	3	180000	13.18	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
935	0	6054215.4	23.65	0	8
936	10	2090579.4	27.15	0	8

Lampiran B. Output R untuk Statistik Deskriptif

usia	gender	status	pendidikan
Min. :20.0	0:737	0:203	0: 1
1st Qu.:29.0	1:199	1:710	1: 5
Median :35.0		2: 23	2:400
Mean :35.6			3:530
3rd Qu.:41.0			
Max. :62.0			
rumah	pekerjaan	pendapatan	
0:405	2 :805	Min. : 1252204	
1:289	1 : 82	1st Qu.: 2611613	
2:142	0 : 31	Median : 3543952	
3: 13	5 : 7	Mean : 5233998	
4: 67	6 : 5	3rd Qu.: 5510558	
5: 20	7 : 4	Max. :63786168	
	(Other): 2		
tenor	pinjaman	lama	
Min. :12.0	0:660	Min. : 0.00	
1st Qu.:24.0	1:276	1st Qu.: 1.00	
Median :36.0		Median : 3.00	
Mean :37.2		Mean : 3.61	
3rd Qu.:36.0		3rd Qu.: 5.00	
Max. :60.0		Max. :19.00	
hutang	nominal		
Min. : 7.48	Min. : 18599		
1st Qu.: 23.52	1st Qu.: 180000		
Median : 29.18	Median : 1803808		
Mean : 31.11	Mean : 13686500		
3rd Qu.: 38.49	3rd Qu.: 6933030		
Max. :130.72	Max. :2880181084		
usaha	kredit		
0 :201	0:752		
8 :138	1:184		
2 :135			
10 :100			
4 : 52			
6 : 52			
(Other):258			

Lampiran B. *Output R* untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

```

#output nilai deviasi standar
      kredit          usia          gender
      0.3976         7.7266         0.4094
      status      pendidikan      rumah
      0.4524         0.5137         1.2750
      pekerjaan      pendapatan      tenor
      0.6916      5809699.6855      12.2538
      pinjaman      lama          hutang
      0.4562         2.8068         11.8999
      nominal      usaha
112643439.8044      4.0846

#output tabulasi silang antara golongan kredit dengan jenis
kelamin
      gender          #nilai observasi
kredit  0  1
      0 599 153
      1 138  46
      gender          #nilai harapan
kredit  0  1
      0 592.1 159.88
      1 144.9  39.12

#output tabulasi silang antara golongan kredit dengan status
pernikahan
      status          #nilai observasi
kredit  0  1  2
      0 162 575 15
      1  41 135  8
      status          #nilai harapan
kredit  0  1  2
      0 163.09 570.4 18.479
      1  39.91 139.6  4.521

#output tabulasi silang antara golongan kredit dengan
pendidikan
      pendidikan      #nilai observasi
kredit  0  1  2  3
      0  1  4 316 431
      1  0  1  84  99

```

Lampiran B. Output R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

```

pendidikan                                #nilai harapan
kredit      0      1      2      3
0 0.8034 4.0171 321.37 425.8
1 0.1966 0.9829  78.63 104.2

#output tabulasi silang antara golongan kredit dengan
  kepemilikan rumah
    rumah                                #nilai observasi
kredit      0      1      2      3      4      5
0 323 228 115  11  55  20
1  82  61  27   2  12   0

    rumah                                #nilai harapan
kredit      0      1      2      3
0 325.38 232.19 114.09 10.444
1  79.62  56.81  27.91  2.556

    rumah
kredit      4      5
0 53.83 16.068
1 13.17  3.932

#output tabulasi silang antara golongan kredit dengan pekerjaan
    Pekerjaan                                #nilai observasi
kredit      0      1      2      3      4      5      6      7
0  20  73 646   1   1   7   2   2
1  11   9 159   0   0   0   3   2

    Pekerjaan                                #nilai harapan
kredit      0      1      2      3
0 24.906 65.88 646.8 0.8034
1  6.094 16.12 158.2 0.1966

    pekerjaan
kredit      4      5      6      7
0 0.8034 5.624 4.0171 3.2137
1 0.1966 1.376 0.9829 0.7863

#output tabulasi silang antara golongan kredit dengan pinjaman
  lain
    pinjaman                                #nilai observasi
kredit      0      1
0 515 237
1 145  39

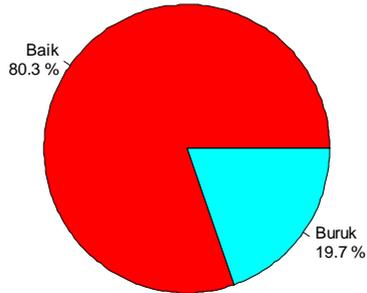
```

Lampiran B. Output R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

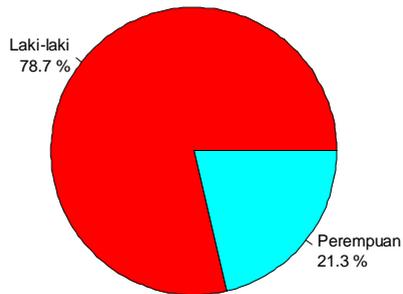
	Pinjaman			#nilai harapan				
kredit	0	1						
	0	530.3	221.74					
	1	129.7	54.26					
<i>#output</i> tabulasi silang antara golongan kredit dengan jenis usaha								
	usaha			#nilai observasi				
kredit	0	1	2	3	4	5	6	
	0	158	21	108	28	38	38	27
	1	43	1	27	5	14	3	25
	usaha							
kredit	7	8	9	10	11	12	13	
	0	29	116	40	87	27	10	21
	1	4	22	6	13	10	6	4
	usaha							
kredit	14	15						
	0	0	4					
	1	1	0					
	Usaha						#nilai harapan	
kredit	0	1	2	3				
	0	161.49	17.675	108.46	26.513			
	1	39.51	4.325	26.54	6.487			
	usaha							
kredit	4	5	6	7				
	0	41.78	32.94	41.78	26.513			
	1	10.22	8.06	10.22	6.487			
	usaha							
kredit	8	9	10	11				
	0	110.87	36.957	80.34	29.726			
	1	27.13	9.043	19.66	7.274			
	usaha							
kredit	12	13	14	15				
	0	12.855	20.085	0.8034	3.2137			
	1	3.145	4.915	0.1966	0.7863			

Lampiran B. Output R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

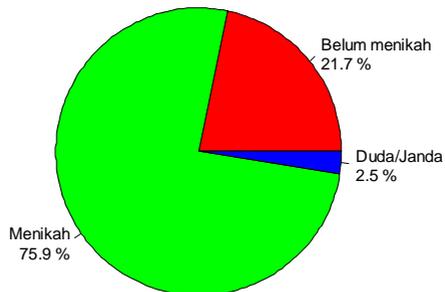
#diagram lingkaran golongan kredit



#diagram lingkaran jenis kelamin debitur

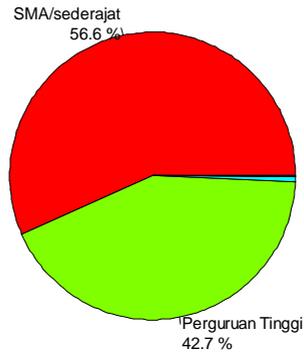


#diagram lingkaran status pernikahan debitur

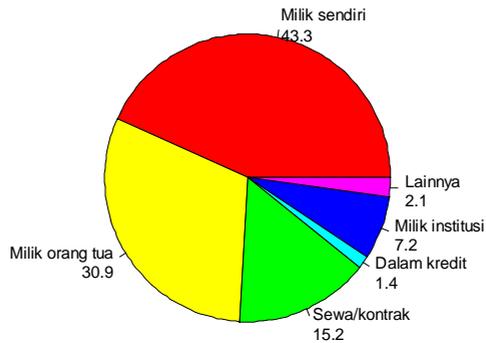


Lampiran B. Output R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

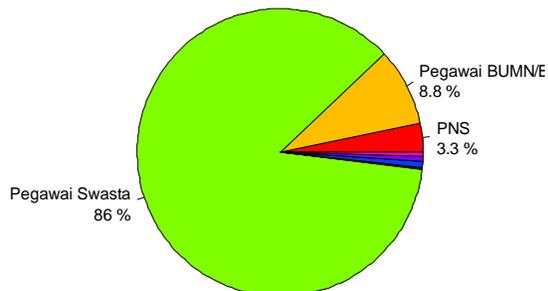
#diagram lingkaran pendidikan debitur



#diagram lingkaran kepemilikan rumah debitur

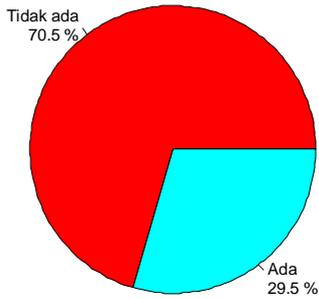


#diagram lingkaran pekerjaan debitur

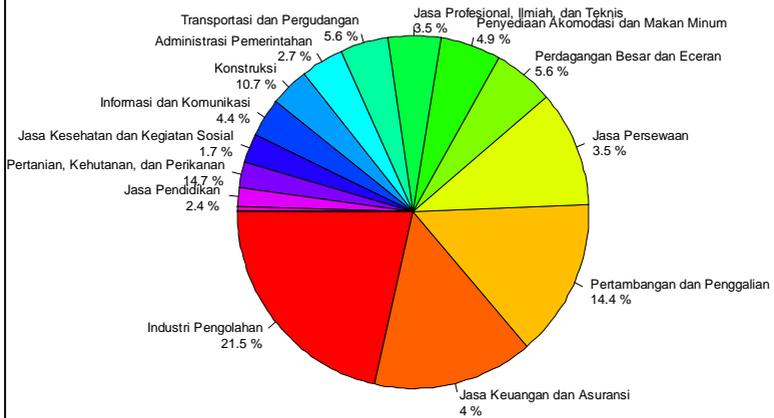


Lampiran B. Output R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

#diagram lingkaran pinjaman lain



#diagram lingkaran jenis usaha debitur



Lampiran C. *Output R* untuk Uji Independensi

```
#output uji independensi antara golongan kredit dengan jenis
kelamin
      Pearson's Chi-squared test with Yates'
      continuity correction
data:  table.gender
X-squared = 1.645, df = 1, p-value = 0.1996

#output uji independensi antara golongan kredit dengan status
pernikahan
Warning message:
In chisq.test(table.status) : Chi-squared
approximation may be incorrect
      Pearson's Chi-squared test
data:  table.status
X-squared = 3.555, df = 2, p-value = 0.1691

#output uji independensi antara golongan kredit dengan
pendidikan
Warning message:
In chisq.test(table.pendidikan) :
  Chi-squared approximation may be incorrect
      Pearson's Chi-squared test
data:  table.pendidikan
X-squared = 1.023, df = 3, p-value = 0.7958

#output uji independensi antara golongan kredit dengan
kepemilikan rumah
Warning message:
In chisq.test(table.rumah) : Chi-squared
approximation may be incorrect
      Pearson's Chi-squared test
data:  table.rumah
X-squared = 5.684, df = 5, p-value = 0.3382
```

Lampiran C. Output R untuk Uji Independensi (lanjutan)

```
#output uji independensi antara golongan kredit dengan
pekerjaan
Warning message:
In chisq.test(table.pekerjaan) : Chi-squared
approximation may be incorrect
      Pearson's Chi-squared test
data:  table.pekerjaan
X-squared = 18.52, df = 7, p-value = 0.00983

#output uji independensi antara golongan kredit dengan
pinjaman lain
      Pearson's Chi-squared test with Yates'
continuity correction
data:  table.pinjaman
X-squared = 7.084, df = 1, p-value = 0.007776

#output uji independensi antara golongan kredit dengan jenis
usaha
Warning message:
In chisq.test(table.usaha) :
  Chi-squared approximation may be incorrect
      Pearson's Chi-squared test
data:  table.usaha
X-squared = 52.53, df = 15, p-value =
0.000004615
```

Lampiran D. Output SPSS untuk Uji Independensi (Eta)

Golongan_Kredit * Usia

Directional Measures

			Value
Nominal by Interval	Eta	Golongan_Kredit Dependent	.212
		Usia Dependent	.039

Golongan_Kredit * Pendapatan_bersih

Directional Measures

			Value
Nominal by Interval	Eta	Golongan_Kredit Dependent	.982
		Pendapatan_bersih Dependent	.047

Golongan_Kredit * Tenor

Directional Measures

			Value
Nominal by Interval	Eta	Golongan_Kredit Dependent	.127
		Tenor Dependent	.069

Golongan_Kredit * Hubungan_baik

Directional Measures

			Value
Nominal by Interval	Eta	Golongan_Kredit Dependent	.229
		Hubungan_baik Dependent	.193

Golongan_Kredit * Nominal_acc

Directional Measures

			Value
Nominal by Interval	Eta	Golongan_Kredit Dependent	.801
		Nominal_acc Dependent	.028

Golongan_Kredit * Rasio_hutang

Directional Measures

			Value
Nominal by Interval	Eta	Golongan_Kredit Dependent	.945
		Rasio_hutang Dependent	.062

Lampiran E. Output R untuk Pemodelan Regresi Logistik

```

Call:
glm(formula = kredit ~ usia + pekerjaan + pendapatan +
    pinjaman + tenor + usaha + lama + nominal + hutang,
    family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.315  -0.697  -0.518  -0.245   2.533

Coefficients:
              Estimate      Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  0.29559940430    0.95674381594    0.31    0.7573
usia         -0.01135641693    0.01207548908   -0.94    0.3470
pekerjaan1  -0.64684795932     0.84254637111   -0.77    0.4426
pekerjaan2  -0.67062464427     0.72971785978   -0.92    0.3581
pekerjaan3 -15.55132645908    2399.54490825067  -0.01    0.9948
pekerjaan4 -15.16824009577    2399.54489485316  -0.01    0.9950
pekerjaan5 -16.83694690348     895.65338876255  -0.02    0.9850
pekerjaan6  1.16903257516     1.26164246738    0.93    0.3541
pekerjaan7 -0.67425940412     1.54961913859   -0.44    0.6635
pendapatan  0.00000003538     0.00000002441   1.45    0.1472
pinjaman1  -0.59398897717     0.22276881631   -2.67    0.0077 **
tenor       -0.00829426083    0.00768807814   -1.08    0.2807
usaha1     -1.95311103489     1.04393753114   -1.87    0.0614 .
usaha2     -0.07697554096     0.28857228562   -0.27    0.7897
usaha3     -0.28452114038     0.52913172069   -0.54    0.5908
usaha4     0.26754356750     0.38238575325    0.70    0.4841
usaha5     -1.24464701664     0.64046433699   -1.94    0.0520 .
usaha6     1.07644441675     0.34809290061    3.09    0.0020 **
usaha7     -0.71528964352     0.57623831743   -1.24    0.2145
usaha8     -0.15279667169     0.32932395008   -0.46    0.6427
usaha9     -0.32436630071     0.48874158156   -0.66    0.5069
usaha10    -0.66872979025     0.35427621390   -1.89    0.0591 .
usaha11    0.01788875870     0.76408050810    0.02    0.9813
usaha12    0.48345695722     0.60731520533    0.80    0.4260
usaha13    -0.61453014731     0.65225266497   -0.94    0.3461
usaha14    17.44474686306    2399.54507328982    0.01    0.9942
usaha15    -15.55912745406    1180.31868661559  -0.01    0.9895
lama       -0.21809153088     0.04245412321   -5.14  0.00000028 ***
nominal    -0.00000000221     0.00000000298   -0.74    0.4583
hutang     0.01391410005     0.00731363394    1.90    0.0571 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 927.81  on 935  degrees of freedom
Residual deviance: 820.65  on 906  degrees of freedom
AIC: 880.6

Number of Fisher Scoring iterations: 15

```

**Lampiran F. *Output R* untuk Pemodelan Regresi Logistik
Hasil Seleksi *Forward***

#Langkah 0

	G_usia	G_pekerjaan	G_pendapatan	G_pinjaman	
1	1.458392	18.39646	2.360496	7.95753	
	G_tenor	G_usaha	G_lama	G_nominal	G_hutang
1	4.505211	49.06191	42.03077	1.498866	3.426098

#Langkah 1

	G_usia	G_pekerjaan	G_pendapatan	G_pinjaman
1	0.3333929	13.57653	1.188923	8.517588
	G_tenor	G_usaha	G_nominal	G_hutang
1	1.835479	42.85715	1.002093	2.410249

#Langkah 2

	G_usia	G_pekerjaan	G_pendapatan	G_pinjaman
1	0.5558254	10.06022	1.117788	6.850379
	G_tenor	G_nominal	G_hutang	
1	0.8355466	0.7093528	2.124878	

#Langkah 3

	G_usia	G_pekerjaan	G_pendapatan	G_tenor
1	0.2134682	8.883638	0.2793057	0.6986563
	G_nominal	G_hutang		
1	0.3011895	4.099365		

#Langkah 4

	G_usia	G_pekerjaan	G_pendapatan	G_tenor
1	0.2347815	7.724446	0.007134504	0.6834818
	G_nominal			
1	0.2339951			

Lampiran G. *Output R* untuk Pemodelan Regresi Logistik Hasil Eliminasi *Backward*

```
#Langkah 1
      G_lama
1 42.03077

#Langkah 2
      G_lama  G_usaha
1 35.82601 42.85715

#Langkah 3
      G_lama  G_usaha  G_pinjaman
1 37.04703 41.18994   6.850379

#Langkah 4
      G_lama  G_usaha  G_pinjaman  G_hutang
1 36.39887 40.73035   8.824866 4.099365
```

Lampiran H. *Output R* untuk Pemodelan Regresi Logistik dengan Metode *Stepwise*

```
#Langkah 1
Call:
glm(formula = kredit ~ lama, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.9034  -0.7424  -0.5424  -0.3904   2.4688

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -0.68533    0.13583  -5.045 4.53e-07 ***
lama        -0.23135    0.03942  -5.869 4.39e-09 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 927.81  on 935  degrees of freedom
Residual deviance: 885.78  on 934  degrees of freedom
AIC: 889.78
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran H. *Output R* untuk Pemodelan Regresi Logistik dengan Metode *Stepwise* (lanjutan)

#Langkah 2

```

Call:
glm(formula = kredit ~ lama + usaha, family =
"binomial", data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.3152  -0.7002  -0.5325  -0.3006   2.5442

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -0.69741    0.20072   -3.475 0.000512 ***
lama         -0.21908    0.04048  -5.412 6.24e-08 ***
usaha1       -1.89374    1.04175  -1.818 0.069088 .
usaha2        0.07379    0.28193   0.262 0.793540
usaha3       -0.27975    0.52209  -0.536 0.592074
usaha4        0.31813    0.36581   0.870 0.384496
usaha5       -1.07436    0.63051  -1.704 0.088391 .
usaha6        1.23480    0.33864   3.646 0.000266 ***
usaha7       -0.58430    0.56745  -1.030 0.303156
usaha8       -0.18603    0.29635  -0.628 0.530176
usaha9       -0.30833    0.47965  -0.643 0.520334
usaha10      -0.52683    0.34871  -1.511 0.130839
usaha11       0.33392    0.41357   0.807 0.419431
usaha12       0.74531    0.55568   1.341 0.179834
usaha13      -0.18379    0.58265  -0.315 0.752424
usaha14      15.92071   882.74339  0.018 0.985611
usaha15     -13.38659   440.03528  -0.030 0.975731
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 927.81  on 935  degrees of freedom
Residual deviance: 842.92  on 919  degrees of freedom
AIC: 876.92

Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

Lampiran H. Output R untuk Pemodelan Regresi Logistik dengan Metode Stepwise (lanjutan)

```
#Langkah 3

Call:
glm(formula = kredit ~ lama + usaha + pinjaman, family
= "binomial",
  data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.3520  -0.7036  -0.5347  -0.2801   2.4903

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -0.514442   0.212695  -2.419 0.015577 *
lama         -0.225342   0.041079  -5.486 4.12e-08 ***
usaha1      -1.948514   1.042920  -1.868 0.061717 .
usaha2       0.006706   0.283848   0.024 0.981153
usaha3      -0.286872   0.524328  -0.547 0.584294
usaha4       0.315138   0.368034   0.856 0.391845
usaha5      -1.139180   0.633181  -1.799 0.071997 .
usaha6       1.141371   0.341241   3.345 0.000824 ***
usaha7      -0.622052   0.568070  -1.095 0.273505
usaha8      -0.162836   0.297968  -0.546 0.584730
usaha9      -0.231704   0.481486  -0.481 0.630355
usaha10     -0.580025   0.350532  -1.655 0.097985 .
usaha11     0.285497   0.415902   0.686 0.492428
usaha12     0.681117   0.556518   1.224 0.220994
usaha13    -0.253089   0.586326  -0.432 0.665994
usaha14    15.756537  882.743395  0.018 0.985759
usaha15   -13.556209  439.980911 -0.031 0.975420
pinjaman1  -0.530101   0.207897  -2.550 0.010778 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 927.81  on 935  degrees of freedom
Residual deviance: 836.07  on 918  degrees of freedom
AIC: 872.07

Number of Fisher Scoring iterations: 13
```

Lampiran H. *Output R* untuk Pemodelan Regresi Logistik dengan Metode *Stepwise* (lanjutan)

#Langkah 4

```

Call:
  glm(formula = kredit ~ lama + usaha + pinjaman +
      hutang, family = "binomial",
      data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.3321  -0.6856  -0.5276  -0.2718   2.4754

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -0.935179   0.297833  -3.140  0.00169 **
lama         -0.223591   0.041153  -5.433  5.54e-08 ***
usaha1      -1.939686   1.043347  -1.859  0.06301 .
usaha2      -0.015116   0.284766  -0.053  0.95767
usaha3      -0.297301   0.524838  -0.566  0.57108
usaha4       0.279269   0.369807   0.755  0.45014
usaha5      -1.204768   0.635589  -1.896  0.05802 .
usaha6       1.104443   0.342682   3.223  0.00127 **
usaha7      -0.603246   0.568280  -1.062  0.28845
usaha8      -0.148582   0.298251  -0.498  0.61836
usaha9      -0.210727   0.481610  -0.438  0.66171
usaha10     -0.618235   0.351432  -1.759  0.07855 .
usaha11     0.202769   0.424297   0.478  0.63273
usaha12     0.640179   0.562014   1.139  0.25467
usaha13     -0.300489   0.588901  -0.510  0.60987
usaha14     16.053070  882.743408  0.018  0.98549
usaha15    -13.553178  436.490954 -0.031  0.97523
pinjaman1  -0.614509   0.213027  -2.885  0.00392 **
hutang      0.014366   0.007068   2.032  0.04211 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 927.81  on 935  degrees of freedom
Residual deviance: 831.97  on 917  degrees of freedom
AIC: 869.97

Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

Lampiran I. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi $Fitness = ? \frac{?}{?}$)

```
#output percobaan 1
```

```
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+
```

```
GA settings:
```

```
Type = real-valued
```

```
Population size = 100
```

```
Number of generations = 100
```

```
Elitism =
```

```
Crossover probability = 0.8
```

```
Mutation probability = 0.1
```

```
Search domain
```

```
    x1 x2 x3 x4 x5
```

```
Min -5 -5 -5 -5 -5
```

```
Max  5  5  5  5  5
```

```
Suggestions
```

```
    x1      x2      x3      x4      x5
```

```
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014
```

```
GA results:
```

```
Iterations = 100
```

```
Fitness function value = 0.07656
```

```
Solution =
```

```
    x1      x2      x3      x4      x5
```

```
[1,] -0.972 -0.614 1.119 -0.224 0.0121
```

**Lampiran I. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi $Fitness = ? \frac{?}{?}$) (lanjutan)**

```
#output percobaan 2
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type                = real-valued
Population size     = 100
Number of generations = 100
Elitism             =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations                = 100
Fitness function value = 0.07713
Solution                  =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.08 -0.614 1.297 -0.224 0.014
```

**Lampiran I. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi $Fitness = \frac{1}{2}$) (lanjutan)**

```
#output percobaan 3
```

```
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+
```

```
GA settings:
```

```
Type = real-valued
```

```
Population size = 100
```

```
Number of generations = 100
```

```
Elitism =
```

```
Crossover probability = 0.8
```

```
Mutation probability = 0.1
```

```
Search domain
```

```
    x1 x2 x3 x4 x5
```

```
Min -5 -5 -5 -5 -5
```

```
Max  5  5  5  5  5
```

```
Suggestions
```

```
    x1      x2      x3      x4      x5
```

```
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014
```

```
GA results:
```

```
Iterations = 100
```

```
Fitness function value = 0.07715
```

```
Solution =
```

```
    x1      x2      x3      x4      x5
```

```
[1,] -1.083 -0.614 1.265 -0.224 0.014
```

**Lampiran I. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi $Fitness = ? \frac{?}{?}$) (lanjutan)**

```
#output percobaan 4
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type                = real-valued
Population size     = 100
Number of generations = 100
Elitism             =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations                = 100
Fitness function value = 0.076
Solution                  =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.173 -0.614 1.46  -0.224 0.014
```

**Lampiran I. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi $Fitness = ? \frac{?}{?}$) (lanjutan)**

```
#output percobaan 5
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type = real-valued
Population size = 100
Number of generations = 100
Elitism =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations = 100
Fitness function value = 0.07684
Solution =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.073 -0.614 1.104 -0.224 0.014
```

**Lampiran J. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi *Fitness* = MSE)**

```

#output percobaan 1
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type                = real-valued
Population size     = 100
Number of generations = 100
Elitism             =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations                = 100
Fitness function value = -0.1454
Solution                  =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.045 -0.614 1.104 -0.224 0.014

```

**Lampiran J. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi *Fitness* = MSE) (lanjutan)**

```
#output percobaan 2
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type = real-valued
Population size = 100
Number of generations = 100
Elitism =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations = 100
Fitness function value = -0.1459
Solution =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014
```

**Lampiran J. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi *Fitness* = MSE) (lanjutan)**

```

#output percobaan 3
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type                = real-valued
Population size     = 100
Number of generations = 100
Elitism             =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations                = 100
Fitness function value = -0.1453
Solution                  =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.062 -0.614 1.104 -0.224 0.014

```

**Lampiran J. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi *Fitness* = MSE) (lanjutan)**

```
#output percobaan 4
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type = real-valued
Population size = 100
Number of generations = 100
Elitism =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations = 100
Fitness function value = -0.1454
Solution =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.028 -0.614 1.104 -0.224 0.014
```

**Lampiran J. Output R untuk Algoritma Genetika
(Fungsi *Fitness* = MSE) (lanjutan)**

```

#output percobaan 5
+-----+
|           Genetic Algorithm           |
+-----+

GA settings:
Type                = real-valued
Population size     = 100
Number of generations = 100
Elitism             =
Crossover probability = 0.8
Mutation probability = 0.1
Search domain
  x1 x2 x3 x4 x5
Min -5 -5 -5 -5 -5
Max  5  5  5  5  5
Suggestions
  x1      x2      x3      x4      x5
1 -0.935 -0.614 1.104 -0.224 0.014

GA results:
Iterations                = 100
Fitness function value = -0.1459
Solution                  =
  x1      x2      x3      x4      x5
[1,] -1.262 -0.3177 1.104 -0.224 0.014

```

Lampiran K. Syntax R untuk Statistik Deskriptif

```

#membaca data
data = read.csv("D:data.csv", header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
gender = factor(data$JENIS_KELAMIN)
status = factor(data$STATUS_PERNIKAHAN)
pendidikan = factor(data$PENDIDIKAN)
rumah = factor(data$KEPEMILIKAN_RUMAH)
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

data=data.frame(kredit,usia,gender,status,pendidikan,rumah,pekerjaan,pendapatan,tenor,pinjaman,lama,hutang,nominal,usaha)

#statistik deskriptif
Library(MASS)
options(scipen=100)
options(digits=4)
summary(data)
sapply(data,sd)

#diagram lingkaran golongan kredit
x=table(kredit)
x=as.numeric(x)
n=length(x)
label=c("Baik","Buruk")
persentase=round(100*x/sum(x),1)
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)

```

Lampiran K. Syntax R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

#diagram lingkaran jenis kelamin

```
x=table(gender)
x=as.numeric(x)
n=length(x)
label=c("Laki-laki","Perempuan")
persentase=round(100*x/sum(x),1)
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)
```

#diagram lingkaran status pernikahan

```
x=table(status)
x=as.numeric(x)
n=length(x)
label=c("Belum menikah","Menikah","Duda/Janda")
persentase=round(100*x/sum(x),1)
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)
```

#diagram lingkaran pendidikan

```
x=table(pendidikan)
x=sort(x,decreasing=TRUE)
n=length(x)
label=c("SD/ sederajat","SMP/ sederajat",
"Perguruan Tinggi","SMA/ sederajat")
label=c(label[4],label[3])
persentase=round(100*x/sum(x),1)
persentase=c(persentase[1],persentase[2])
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
x=as.numeric(x)
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)
```

Lampiran K. Syntax R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)**#diagram lingkaran kepemilikan rumah**

```
x=table(rumah)
x=as.numeric(x)
n=length(x)
label=c("Milik sendiri",
"Milik orang tua","Sewa/kontrak",
"Dalam kredit","Milik institusi","Lainnya")
persentase=round(100*x/sum(x),1)
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,persentase,sep="\n")
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)
```

#diagram lingkaran pekerjaan

```
x=table(pekerjaan)
x=as.numeric(x)
n=length(x)
label=c("PNS","Pegawai BUMN/BUMD",
"Pegawai Swasta","Pegawai Yayasan",
"Pekerja Sosial/LSM","Pejabat Negara",
"Profesional","Wiraswasta","Lainnya")
label=c(label[1],label[2],label[3])
persentase=round(100*x/sum(x),1)
persentase=c(persentase[1],persentase[2],
persentase[3])
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)
```

#diagram lingkaran pinjaman lain

```
x=table(pinjaman)
x=as.numeric(x)
n=length(x)
label=c("Tidak ada","Ada")
persentase=round(100*x/sum(x),1)
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels)
```

Lampiran K. Syntax R untuk Statistik Deskriptif (lanjutan)

```
#diagram lingkaran jenis usaha
x=table(usaha)
x=sort(x,decreasing=TRUE)
n=length(x)
label=c("Industri Pengolahan","Pertanian,
Kehutanan, dan Perikanan","Pertambangan dan
Penggalian","Konstruksi","Perdagangan Besar
dan Eceran","Transportasi dan Pergudangan",
"Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum",
"Informasi dan Komunikasi","Jasa Keuangan dan
Asuransi","Jasa Profesional, Ilmiah, dan
Teknis","Jasa Persewaan","Administrasi
Pemerintahan","Jasa Pendidikan","Jasa
Kesehatan dan Kegiatan Sosial","Kebudayaan,
Hiburan, dan Rekreasi","Lainnya")
label=c(label[1],label[9],label[3],label[11],
label[5],label[7],label[10],label[6],label
[12],label[4],label[8],label[14],label[2],
label[13])
persentase=round(100*x/sum(x),1)
persentase=c(persentase[1],persentase[9],
persentase[3],persentase[11],persentase[5],
persentase[7],persentase[10],persentase[6],
persentase[12],persentase[4],persentase[8],
persentase[14],persentase[2],persentase[13])
labels=paste(persentase,"%",sep=" ")
labels=paste(label,labels,sep="\n")
x=as.numeric(x)
pie(x,col=rainbow(n),labels=labels,radius=
-1,cex=0.8)
```

Lampiran L. Syntax R untuk Tabulasi Silang dan Uji Independensi

```
Library(aod)
table.gender = table(kredit,gender)
table.status = table(kredit,status)
table.pendidikan = table(kredit,pendidikan)
table.rumah = table(kredit,rumah)
table.pekerjaan = table(kredit,pekerjaan)
table.pinjaman = table(kredit,pinjaman)
table.usaha = table(kredit,usaha)

chisq.gender = chisq.test(table.gender)
chisq.status = chisq.test(table.status)
chisq.pendidikan =chisq.test(table.pendidikan)
chisq.rumah = chisq.test(table.rumah)
chisq.pekerjaan = chisq.test(table.pekerjaan)
chisq.pinjaman = chisq.test(table.pinjaman)
chisq.usaha = chisq.test(table.usaha)

chisq.gender$observed
chisq.gender$expected
chisq.gender
chisq.status$observed
chisq.status$expected
chisq.status
chisq.pendidikan$observed
chisq.pendidikan$expected
chisq.pendidikan
chisq.rumah$observed
chisq.rumah$expected
chisq.rumah
chisq.pekerjaan$observed
chisq.pekerjaan$expected
chisq.pekerjaan
chisq.pinjaman$observed
chisq.pinjaman$expected
chisq.pinjaman
chisq.usaha$observed
chisq.usaha$expected
chisq.usaha
```

Lampiran M. Syntax R untuk Regresi Logistik

```
#pemodelan regresi logistik
reglog = glm(kredit ~
usia+pekerjaan+pendapatan+pinjaman+tenor+usaha
+lama+nominal+hutang, data=data,
family="binomial")
summary(reglog)
```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward*

```
#Langkah 0
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv", header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Usia
reglog = glm(kredit ~ usia, data=data,
family="binomial")
G_usia = reglog$null.deviance-reglog$deviance

#Pekerjaan
reglog = glm(kredit ~ pekerjaan, data=data,
family="binomial")
G_pekerjaan = reglog$null.deviance-
reglog$deviance
```

**Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward*
(lanjutan)**

```
#Pendapatan bersih
reglog = glm(kredit ~ pendapatan, data=data,
family="binomial")
G_pendapatan = reglog$null.deviance-
reglog$deviance

#Pinjaman lain
reglog = glm(kredit ~ pinjaman, data=data,
family="binomial")
G_pinjaman = reglog$null.deviance-
reglog$deviance

#Tenor
reglog = glm(kredit ~ tenor, data=data,
family="binomial")
G_tenor = reglog$null.deviance-reglog$deviance

#Jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ usaha, data=data,
family="binomial")
G_usaha = reglog$null.deviance-reglog$deviance

#Lama hubungan baik dengan bank
reglog = glm(kredit ~ lama, data=data,
family="binomial")
G_lama = reglog$null.deviance-reglog$deviance

#Nominal account
reglog = glm(kredit ~ nominal, data=data,
family="binomial")
G_nominal = reglog$null.deviance-
reglog$deviance

#Rasio hutang
reglog = glm(kredit ~ hutang, data=data,
family="binomial")
G_hutang = reglog$null.deviance-
reglog$deviance
```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward* (lanjutan)

```

#Mencetak nilai G
G = data.frame(G_usia, G_pekerjaan,
G_pendapatan,G_pinjaman,G_tenor,G_usaha,G_lama
,G_nominal,G_hutang)
G

#Langkah 1
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik
reglog = glm(kredit ~ lama, data=data,
family="binomial")
summary(reglog)
a=reglog$deviance

#Usia
reglog = glm(kredit ~ lama+usia, data=data,
family="binomial")
G_usia = a-reglog$deviance

#Pekerjaan
reglog = glm(kredit ~ lama+pekerjaan,
data=data, family="binomial")
G_pekerjaan = a-reglog$deviance

```

**Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward*
(lanjutan)**

```
#Pendapatan bersih
reglog = glm(kredit ~ lama+pendapatan,
data=data, family="binomial")
G_pendapatan = a-reglog$deviance

#Pinjaman lain
reglog = glm(kredit ~ lama+pinjaman,
data=data, family="binomial")
G_pinjaman = a-reglog$deviance

#Tenor
reglog = glm(kredit ~ lama+tenor, data=data,
family="binomial")
G_tenor = a-reglog$deviance

#Jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha, data=data,
family="binomial")
G_usaha = a-reglog$deviance

#Nominal account
reglog = glm(kredit ~ lama+nominal, data=data,
family="binomial")
G_nominal = a-reglog$deviance

#Rasio hutang
reglog = glm(kredit ~ lama+hutang, data=data,
family="binomial")
G_hutang = a-reglog$deviance

#Mencetak nilai G
G = data.frame(G_usia, G_pekerjaan,
G_pendapatan,G_pinjaman,G_tenor,G_usaha,G_nomi
nal,G_hutang)
G
```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward* (lanjutan)

```
#Langkah 2
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik + jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha, data=data,
family="binomial")
summary(reglog)
a = reglog$deviance

#Usia
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+usia,
data=data, family="binomial")
G_usia = a-reglog$deviance

#Pekerjaan
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+pekerjaan,
data=data, family="binomial")
G_pekerjaan = a-reglog$deviance

#Pendapatan bersih
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+pendapatan,
data=data, family="binomial")
G_pendapatan = a-reglog$deviance
```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward* (lanjutan)

```

#Pinjaman lain
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+pinjaman,
data=data, family="binomial")
G_pinjaman = a-reglog$deviance

#Tenor
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+tenor,
data=data, family="binomial")
G_tenor = a-reglog$deviance

#Nominal account
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+nominal,
data=data, family="binomial")
G_nominal = a-reglog$deviance

#Rasio hutang
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+hutang,
data=data, family="binomial")
G_hutang = a-reglog$deviance

#Mencetak nilai G
G = data.frame(G_usia, G_pekerjaan,
G_pendapatan,G_pinjaman,G_tenor,G_nominal,G_hu
tang)
G

#Langkah 3
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN

```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward* (lanjutan)

```
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik + jenis usaha + pinjaman
lain
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+pinjaman,
data=data, family="binomial")
summary(reglog)
a = reglog$deviance

#Usia
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+usia, data=data,
family="binomial")
G_usia = a-reglog$deviance

#Pekerjaan
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+pekerjaan, data=data,
family="binomial")
G_pekerjaan = a-reglog$deviance

#Pendapatan bersih
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+pendapatan, data=data,
family="binomial")
G_pendapatan = a-reglog$deviance

#Tenor
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+tenor, data=data,
family="binomial")
G_tenor = a-reglog$deviance
```

**Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward*
(lanjutan)**

```
#Nominal account
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+nominal, data=data,
family="binomial")
G_nominal = a-reglog$deviance

#Rasio hutang
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang, data=data,
family="binomial")
G_hutang = a-reglog$deviance

#Mencetak nilai G
G =
data.frame(G_usia,G_pekerjaan,G_pendapatan,G_t
enor,G_nominal,G_hutang)
G

#Langkah 4
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)
```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward* (lanjutan)

```
#Lama hubungan baik + jenis usaha + pinjaman
lain + rasio hutang
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang, data=data,
family="binomial")
summary(reglog)
a = reglog$deviance

#Usia
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang+usia, data=data,
family="binomial")
G_usia = a-reglog$deviance

#Pekerjaan
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang+pekerjaan,
data=data, family="binomial")
G_pekerjaan = a-reglog$deviance

#Pendapatan bersih
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang+pendapatan,
data=data, family="binomial")
G_pendapatan = a-reglog$deviance

#Tenor
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang+tenor, data=data,
family="binomial")
G_tenor = a-reglog$deviance

#Nominal account
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang+nominal, data=data,
family="binomial")
G_nominal = a-reglog$deviance
```

Lampiran N. Syntax R untuk Prosedur Seleksi *Forward* (lanjutan)

```
#Mencetak nilai G
G =
data.frame(G_usia,G_pekerjaan,G_pendapatan,G_t
enor,G_nominal)
G
```

Lampiran O. Syntax R untuk Prosedur Eliminasi *Backward*

```
#Langkah 1
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik
reglog = glm(kredit ~ lama, data=data,
family="binomial")
G_lama = reglog$null.deviance-reglog$deviance

#Mencetak nilai G
G = data.frame(G_lama)
G

#Langkah 2
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
```

Lampiran O. Syntax R untuk Prosedur Eliminasi *Backward* (lanjutan)

```

kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik + jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha, data=data,
family="binomial")
full = reglog$deviance

#Lama hubungan baik
reglog = glm(kredit ~ usaha, data=data,
family="binomial")
G_lama = reglog$deviance-full

#Lama jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ lama, data=data,
family="binomial")
G_usaha = reglog$deviance-full

#Mencetak nilai G
G = data.frame(G_lama,G_usaha)
G

#Langkah 3
library("aod")

#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)

```

Lampiran O. Syntax R untuk Prosedur Eliminasi *Backward* (lanjutan)

```
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik + jenis usaha + pinjaman
lain
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+pinjaman,
data=data, family="binomial")
full = reglog$deviance

#Lama hubungan baik
reglog = glm(kredit ~ usaha+pinjaman,
data=data, family="binomial")
G_lama = reglog$deviance-full

#Jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ lama+pinjaman,
data=data, family="binomial")
G_usaha = reglog$deviance-full

#Pinjaman lain
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha, data=data,
family="binomial")
G_pinjaman = reglog$deviance-full

#Mencetak nilai G
G = data.frame(G_lama,G_usaha,G_pinjaman)
G

#Langkah 4
library("aod")
```

Lampiran O. Syntax R untuk Prosedur Eliminasi *Backward* (lanjutan)

```
#Membaca data
data = read.csv("D:data.csv",header=TRUE)
kredit = data$KREDIT
usia = data$USIA
pekerjaan = factor(data$PEKERJAAN)
pendapatan = data$PENDAPATAN.BERSIH
tenor = data$TENOR
pinjaman = factor(data$PINJAMAN_LAIN)
lama = data$LAMA_HUBUNGAN
hutang = data$RASIO_HUTANG
nominal = data$NOMINAL_ACCOUNT
usaha = factor(data$JENIS_USAHA)

#Lama hubungan baik + jenis usaha + pinjaman
lain + rasio hutang
reglog = glm(kredit ~
lama+usaha+pinjaman+hutang, data=data,
family="binomial")
full = reglog$deviance

#Lama hubungan baik
reglog = glm(kredit ~ usaha+pinjaman+hutang,
data=data, family="binomial")
G_lama = reglog$deviance-full

#Jenis usaha
reglog = glm(kredit ~ lama+pinjaman+hutang,
data=data, family="binomial")
G_usaha = reglog$deviance-full

#Pinjaman lain
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+hutang,
data=data, family="binomial")
G_pinjaman = reglog$deviance-full
```

Lampiran O. Syntax R untuk Prosedur Eliminasi *Backward* (lanjutan)

```
#Rasio hutang
reglog = glm(kredit ~ lama+usaha+pinjaman,
data=data, family="binomial")
G_hutang = reglog$deviance-full

#Mencetak nilai G
G =
data.frame(G_lama,G_usaha,G_pinjaman,G_hutang)
G
```

Lampiran P. Syntax R untuk Algoritma Genetika

```
library(GA)
databaru = read.csv("D:data.csv", header=TRUE)
usaha = factor(databaru$USAHA)
kredit=as.numeric(paste(kredit))
pinjaman=as.numeric(paste(pinjaman))
usaha=as.numeric(paste(usaha))
options(scipen=10000)
options(digits=4)

#fungsi fitness ?2
g = function(b) b[1] + (b[2]*pinjaman) +
(b[3]*usaha) + (b[4]*lama) + (b[5]*hutang)
pi = function(b) exp(g(b))/(1+exp(g(b)))
Lp = function(b) kredit*log(pi(b))+(1-kredit)
*log(1-pi(b))
R = function(b) 1-(sum(Lp(b))/-463.9)

#fungsi fitness MSE
SE = function(b) (kredit-pi(b))^2
MSE = function(b) -(sum(SE(b))/931)

#Nilai awal b
b = c(-0.935, -0.614, 1.104, -0.224, 0.014)
```

Lampiran P. Syntax R untuk Algoritma Genetika (lanjutan)

```

#menghitung nilai akurasi
for(i in 1:936) {
  if (pi(b)[i]>=0.5) {
    yp[i]=1} else {
    yp[i]=0}
  }
  klasifikasi = function(b) table(kredit,yp)
  akurasi = function(b)
  (klasifikasi(b)[1,1]+klasifikasi(b)[2,2])/936

#mencetak nilai  $\chi^2$ , MSE, dan akurasi
R(b)
MSE(b)
klasifikasi
akurasi

#menjalankan algoritma genetika dengan fungsi fitness  $\chi^2$ 
GA = ga(type="real-valued", fitness=R,
  population=gareal_Population,
  selection=gareal_rwSelection,
  crossover=gareal_spCrossover,
  mutation=gareal_raMutation, elitism=5,
  pcrossover=0.8,pmutation=0.1,popSize=100,
  maxiter=100, min=c(-5,-5,-5,-5,-5),
  max=c(5,5,5,5,5),suggestions=b)
summary(GA)

#menjalankan algoritma genetika dengan fungsi fitness MSE
GA = ga(type="real-valued", fitness=MSE,
  population=gareal_Population,
  selection=gareal_rwSelection,
  crossover=gareal_spCrossover,
  mutation=gareal_raMutation, elitism=5,
  pcrossover=0.8,pmutation=0.1,popSize=100,
  maxiter=100, min=c(-5,-5,-5,-5,-5),
  max=c(5,5,5,5,5),suggestions=b)
summary(GA)

```

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS



Penulis, Ni Putu Budi Setianingsih adalah anak pertama, dari dua bersaudara, dari I Nyoman Kariasa dan Ni Luh Sri Artini. Penulis lahir di Denpasar, pada tanggal 22 Oktober 1992. Pada tahun 1998, penulis menamatkan pendidikan di TK Sudacara, Karangasem, Bali. Penulis kemudian melanjutkan pendidikan di SD Negeri 1 Sibetan, Karangasem (1998-2000) dan SD Negeri 2 Sumerta, Denpasar (2000-2004). Usai menamatkan sekolah dasar, penulis melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 10 Denpasar (2004-2007) dan SMA Negeri 3 Denpasar (2007-2010).

Setelah menamatkan pendidikan di sekolah menengah, penulis melanjutkan pendidikan di Jurusan Statistika FMIPA ITS melalui jalur PMDK Reguler dengan NRP 1310100047. Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif di beberapa organisasi dan kepanitiaan. Penulis adalah anggota Tim Pembina Kerohanian Hindu (TPKH) - ITS pada tahun 2010-2011, Sekretaris Umum TPKH (2011-2012), dan Wakil Ketua Harian TPKH Bidang Eksternal (2012-2013). Untuk Himpunan Mahasiswa Statistika (Himasta) ITS, penulis pernah menjalankan amanah sebagai ketua panitia Seminar Nasional dalam Pekan Raya Statistika (PRS) 2012. Selain itu, penulis pernah bekerja sebagai reporter di ITS Online pada tahun 2011-2013, dan menjadi reporter magang Bali Daily, The Jakarta Post pada tahun 2012.

Penulis menerima segala saran dan kritik yang menjadikan manfaat tugas akhir ini menjadi lebih baik. Untuk itu, penulis dapat dihubungi melalui email; budisetianingsih10@gmail.com.