



SEMINAR HASIL TUGAS AKHIR TAHAP SARJANA  
JURUSAN STATISTIKA – FMIPA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER



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

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

Disusun oleh:  
Ni Putu Budi Setianingsih  
(1310100047)

Ruang Seminar Lantai 4, Jurusan Statistika | 24 Juni 2014

# Kerangka Presentasi

## Pendahuluan

Latar Belakang

Rumusan Masalah

Tujuan Penelitian

Manfaat Penelitian

Batasan Masalah

## Tinjauan Pustaka

Uji Independensi

Regresi Logistik  
(*Logistic Regression*)

Pengujian Signifikansi  
Parameter Model

Interpretasi Koefisien  
Parameter Model

Ukuran Kesesuaian  
Model

Algoritma Genetika

Komponen  
Algoritma Genetika

Pengertian Kredit

Analisis Kredit

## Metodologi Penelitian

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

# Kerangka Presentasi

## Analisis dan Pembahasan

## Kesimpulan dan Saran

Karakteristik Debitur

Pemodelan dengan  
Algoritma Genetika

Kesimpulan

Pemodelan Regresi Logistik

Perbandingan Model Terbaik

Saran

Uji Independensi

Estimasi dan  
Uji Signifikansi Parameter

Interpretasi Model

Ukuran Kesesuaian Model

Daftar Pustaka

**Kredit** dikenal luas  
oleh masyarakat  
Indonesia.

BPR semakin banyak.  
(Tamin, 2012)

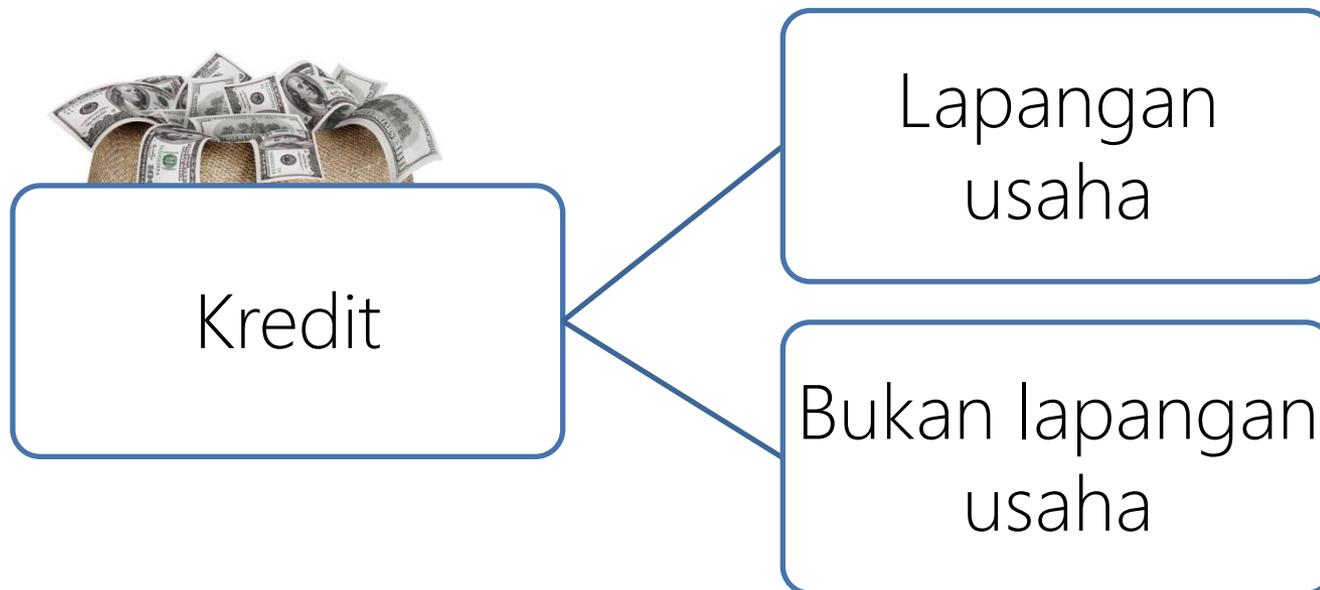
Latar Belakang

Rumusan  
Masalah

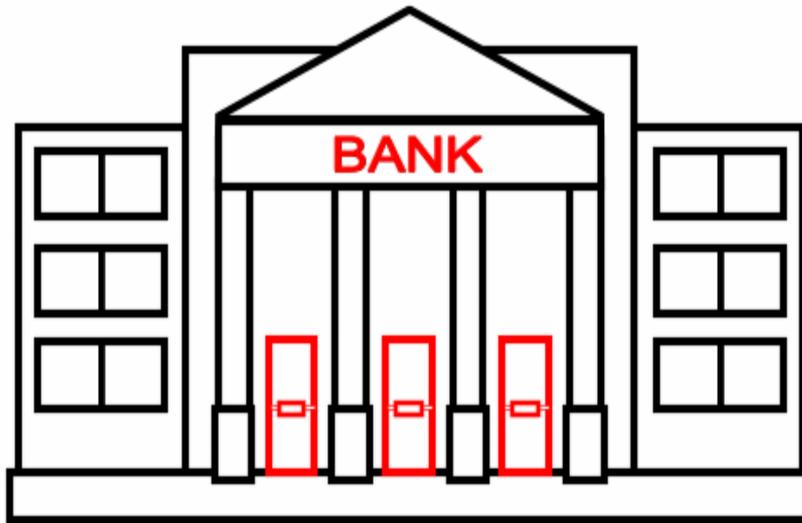
Tujuan  
Penelitian

Manfaat  
Penelitian

Batasan  
Masalah



Latar Belakang

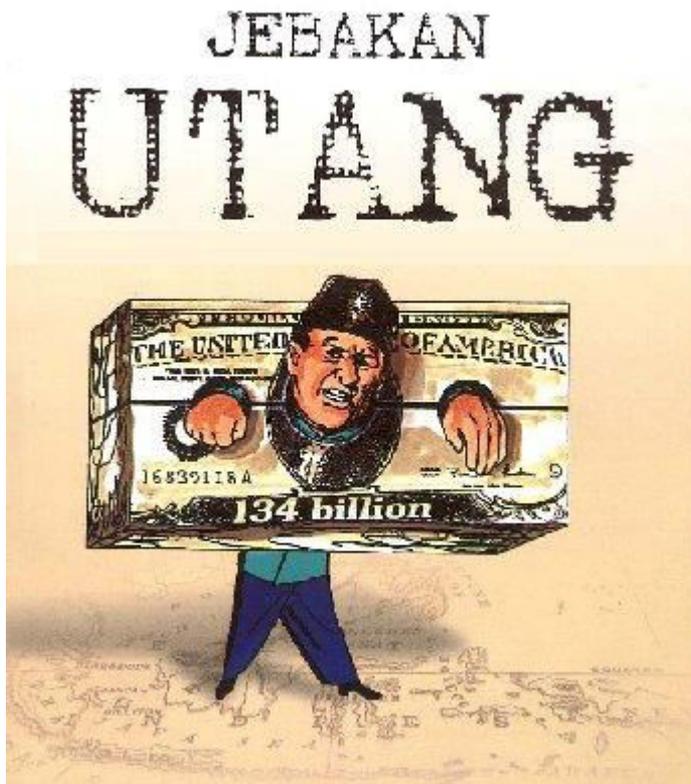
Rumusan  
MasalahTujuan  
PenelitianManfaat  
PenelitianBatasan  
Masalah

PT Bank X (Persero) Tbk:

- NPL turun signifikan hingga tahun 2010.
- Penyaluran kredit meningkat di seluruh segmen bisnis hingga tahun 2013.

Namun NPL **meningkat** hingga akhir kuartal III tahun 2013.

# Dampak kredit bermasalah:



# Antisipasi kredit bermasalah:



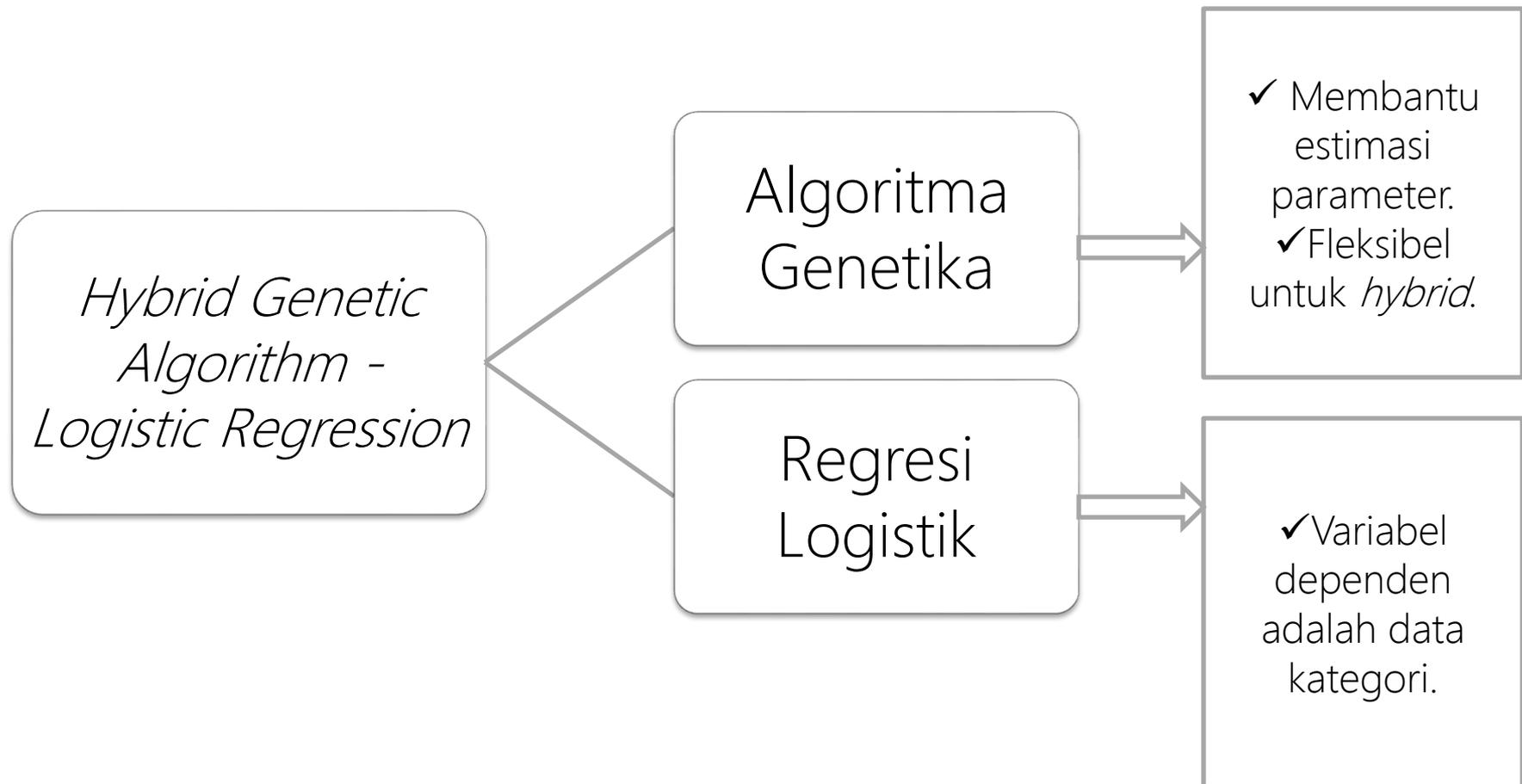
1. Menyisihkan sebagian pendapatan bank.
2. Memprediksi risiko kredit dari calon debitur.

## Penelitian sebelumnya oleh

Misdiyati (2013):

Analisis Klasifikasi Kredit Menggunakan Metode *Newton Truncated – Kernel Logistic Regression* (NTR-KLR) (Studi Kasus: Data Kredit Bank "X")

Namun menghasilkan sensitivitas yang rendah.



Latar Belakang

Rumusan  
MasalahTujuan  
PenelitianManfaat  
PenelitianBatasan  
Masalah

1

- Bagaimana karakteristik 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 berdasarkan analisis regresi logistik?

3

- Bagaimana model terbaik dengan menggunakan metode *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*?

4

- Bagaimana perbandingan model terbaik yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut?

Latar Belakang

Rumusan  
MasalahTujuan  
PenelitianManfaat  
PenelitianBatasan  
Masalah

1

- Mendeskripsikan karakteristik 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 berdasarkan 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 berdasarkan analisis regresi logistik dan *Hybrid Genetic Algorithm - Logistic Regression*.

Latar Belakang

Rumusan Masalah

Tujuan Penelitian

Manfaat Penelitian

Batasan Masalah

- Menjadi bahan pertimbangan dalam analisis kelayakan penerima kredit.
- Meminimalkan risiko kredit bermasalah.

PT Bank X  
(Persero) Tbk



- Menjadi bahan pertimbangan dalam pengajuan kredit, dengan pemahaman mengenai faktor yang mempengaruhi jalannya kredit.

Masyarakat



- Menjadi referensi untuk penelitian dengan studi kasus atau metode serupa.

Peneliti lain



Latar Belakang

Rumusan  
MasalahTujuan  
PenelitianManfaat  
PenelitianBatasan  
Masalah

Data berupa data kredit dari

**debitur** di PT Bank X

(Persero) Tbk yang telah

diklasifikasikan sebagai debitur

dengan penggolongan **kredit baik dan buruk**  
pada **tahun 2012**.

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

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	$n_{+1}$	$n_{+2}$	...	$n_{+J}$	$n$

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

Hipotesis:

$H_0$ : Kedua variabel independen.

$H_1$ : Kedua variabel tidak independen.

Statistik uji:

$$\chi^2 = \sum \frac{(n_{ij} - \hat{\mu}_{ij})^2}{\hat{\mu}_{ij}}, \quad G^2 = 2 \sum n_{ij} \log \left( \frac{n_{ij}}{\hat{\mu}_{ij}} \right)$$

$H_0$  ditolak jika nilai statistik uji  $> \chi^2_{(df, \alpha)}$

dengan  $df = (I - 1)(J - 1)$ .

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

## Konsep

- Variabel dependen berupa kategori, dengan variabel independen berupa kategori atau non-kategori.

## Tujuan

- Mengidentifikasi variabel independen yang mempengaruhi pengelompokan variabel dependen.
- Membuat sistem klasifikasi.

## Kelebihan

- Fleksibel dan mudah diterapkan.

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

Logit untuk variabel independen sebanyak  $p$  dengan vektor  $\mathbf{x}' = (x_1, x_2, \dots, x_p)$  adalah

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

Sehingga model regresi logistik adalah

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

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

Estimasi parameter menggunakan *maximum likelihood estimation* (MLE) dengan fungsi likelihood:

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

dan diperoleh persamaan likelihood berikut.

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

dengan  $j = 1, 2, \dots, p$ .

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

Menguji apakah variabel prediktor yang terdapat dalam model berpengaruh terhadap variabel respon.

Hipotesis:

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

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

Statistik uji:

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

$H_0$  ditolak jika  $G > \chi_{(p,\alpha)}^2$

Uji  
IndependensiRegresi  
LogistikUji Signifikansi  
ParameterInterpretasi Koefisien  
Parameter

....

Hubungan antara *odds ratio* dengan koefisien regresi adalah:

$$OR = e^{\beta_1}$$

Jika kategori variabel dependen lebih dari dua, metode yang digunakan adalah *reference*.

Jika variabel prediktor adalah kontinyu, interpretasi dari estimasi koefisien bergantung pada bagaimana variabel tersebut masuk ke dalam model dan bergantung pada unit dari variabel.

**Kesesuaian model** menunjukkan bagaimana model yang terbentuk dapat mendeskripsikan variabel respon.

Pada umumnya menggunakan **uji Hosmer dan Lemeshow**.

Ukuran lain berupa *pseudo  $R^2$*

$$R_L^2 = \frac{L_0 - L_p}{L_0} = 1 - \frac{L_p}{L_0}$$

...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

Kromosom  $s$ , dengan gen sepanjang  $n$



Algoritma genetika secara umum  
(Engelbrecht, 2002)

...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

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  $C_g$  dari generasi sebelumnya  $C_{g-1}$  dan keturunan (*offspring*)  $O_g$ .

...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

### Fungsi *Fitness*

- Merepresentasikan kromosom dalam nilai skalar.
- Sebaiknya mengandung seluruh kriteria untuk dioptimasi.

### Populasi Awal (*Initial Population*)

- Kromosom biner dengan panjang yang ditentukan.
- Setiap bagian dari kromosom adalah acak.

### Evaluasi

- Pada setiap generasi, dengan nilai *fitness* disesuaikan dengan fungsi objektif.

...

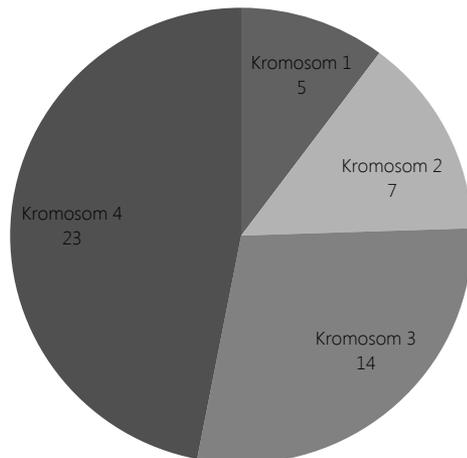
Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

## Seleksi (*Selection*)

Seleksi Acak  
(*Random Selection*)

*Elitism*



Seleksi terhadap himpunan kromosom pada generasi saat ini untuk bertahan pada generasi berikutnya.

...

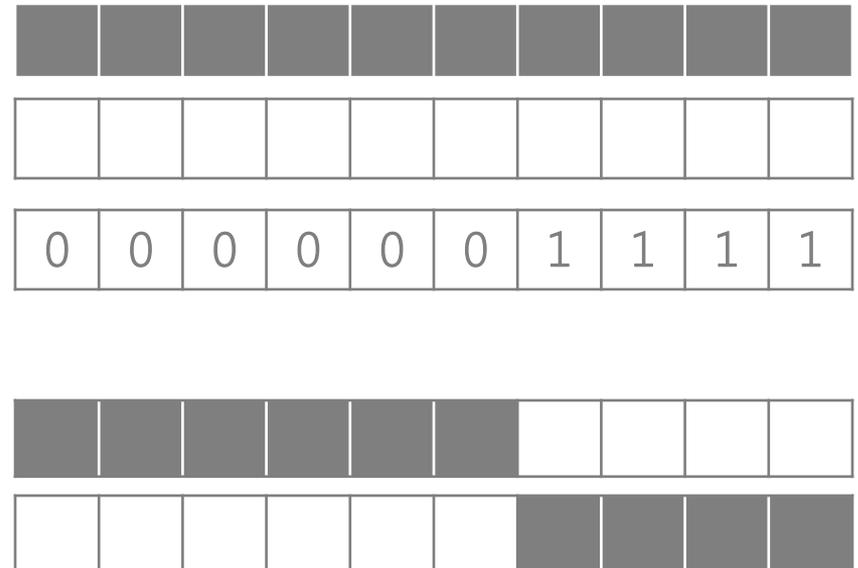
Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

# Crossover

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*  $\vec{m}$ .

## One-point crossover



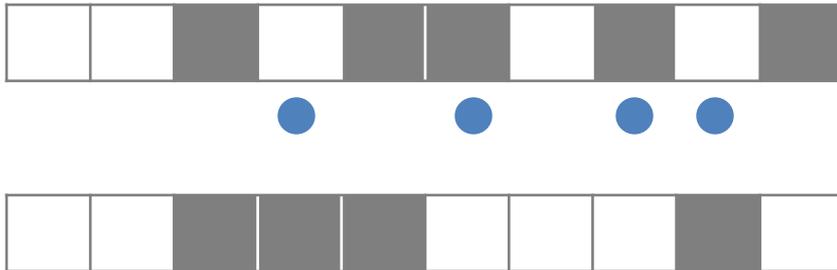
...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

# Mutasi

## Mutasi Acak



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

...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

## Penggolongan Kredit (Kasmir, 2013)

### Golongan 1 (lancar atau *pas*)

1. Pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga secara tepat waktu.
2. Memiliki mutasi rekening yang aktif.
3. Bagian dari jaminan kredit yang dijamin dengan agunan tunai (*cash collateral*).

### Golongan 2 (dalam perhatian khusus atau *special mention*)

1. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga yang belum melampaui 90 hari.
2. Kadang terjadi cerukan.
3. Jarang terjadi pelanggaran terhadap kontrak yang diperjanjikan.
4. Mutasi rekening relatif aktif.
5. Didukung dengan pinjaman baru.

...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

### Golongan 3 (kurang lancar atau *substandard*)

1. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga yang melampaui 90 hari.
2. Sering terjadi cerukan.
3. Terjadi pelanggaran terhadap kontrak yang diperjanjikan lebih dari 90 hari.
4. Frekuensi mutasi rekening relatif rendah.
5. Terdapat indikasi masalah keuangan yang dihadapi debitur.
6. Dokumen pinjaman yang lemah.

### Golongan 4 (diragukan atau *doubtful*)

1. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga yang telah melampaui 180 hari.
2. Terjadi cerukan yang permanen.
3. Terjadi wanprestasi lebih dari 180 hari.
4. Terjadi kapitalisasi bunga.
5. Dokumen hukum yang lemah baik untuk perjanjian kredit maupun pengikatan jaminan.

...

Ukuran Kesesuaian  
ModelAlgoritma  
GenetikaKomponen  
GAPengertian  
Kredit

Analisis Kredit

## Golongan 5 (macet atau *loss*)

1. Terdapat tunggakan pembayaran angsuran pokok dan/atau bunga yang telah melampaui 270 hari.
2. Kerugian operasional ditutup dengan pinjaman baru.
3. Jaminan tidak dapat dicairkan pada nilai yang wajar.

...

Ukuran Kesesuaian  
Model

Algoritma  
Genetika

Komponen  
GA

Pengertian  
Kredit

Analisis Kredit

## Penggolongan Kredit (Tamin, 2012)

Non Performing Loan (NPL)

Performing  
Loan (PL)

Golongan  
2

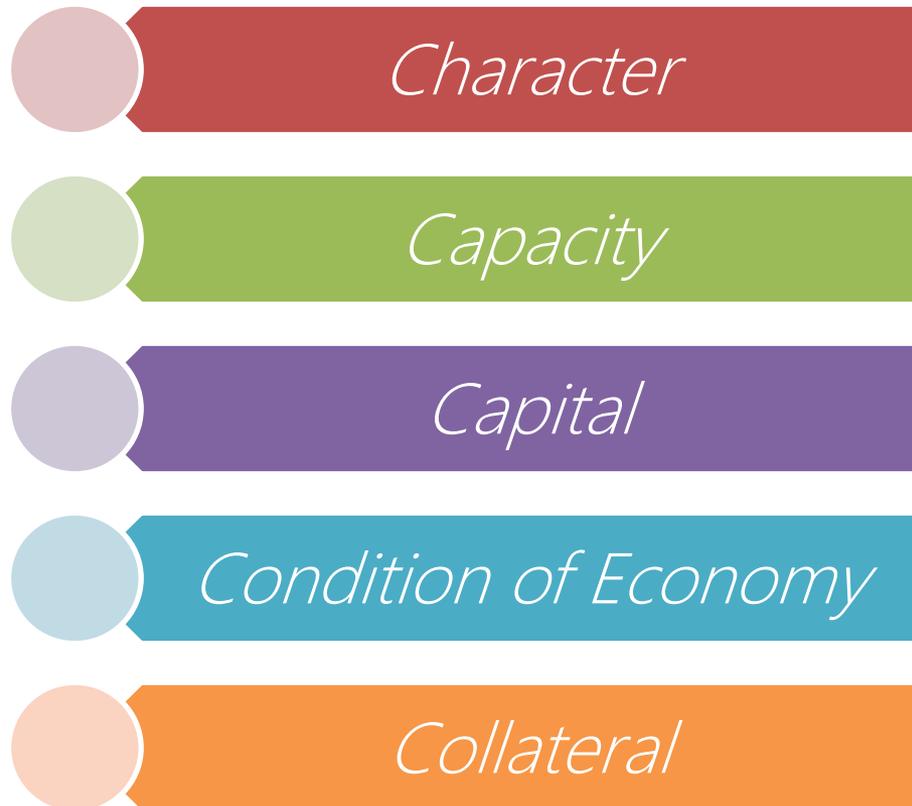
Golongan  
3

Golongan  
4

Golongan  
5

Golongan 1

# Konsep 5C dalam analisis kelayakan nasabah

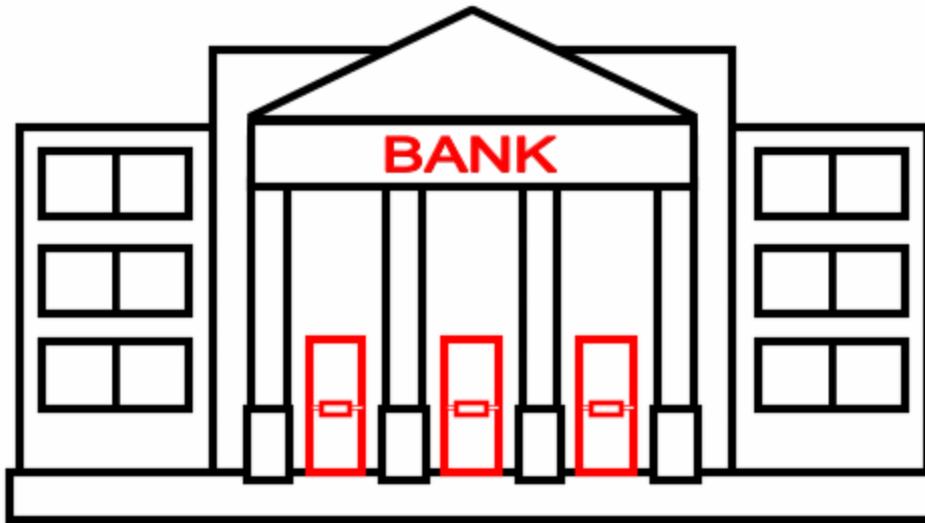


Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir



Data sekunder berupa data penggolongan kredit dan karakteristik dari **1.000** debitur di PT Bank X Persero) Tbk pada tahun **2012**.

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

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 $X_4(3)$ untuk $X_4$ = diploma, sarjana, atau selebihnya

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

No.	Variabel	Skala Pengukuran
6	Kepemilikan rumah ( $X_5$ )	<p>Nominal</p> <p><math>X_5(0)</math> untuk <math>X_5</math> = milik sendiri</p> <p><math>X_5(1)</math> untuk <math>X_5</math> = milik orang tua</p> <p><math>X_5(2)</math> untuk <math>X_5</math> = sewa atau kontrak</p> <p><math>X_5(3)</math> untuk <math>X_5</math> = dalam kredit</p> <p><math>X_5(4)</math> untuk <math>X_5</math> = milik institusi</p> <p><math>X_5(5)</math> untuk <math>X_5</math> = lainnya</p>
7	Pekerjaan ( $X_6$ )	<p>Nominal</p> <p><math>X_6(0)</math> untuk <math>X_6</math> = Pegawai Negeri Sipil (PNS)</p> <p><math>X_6(1)</math> untuk <math>X_6</math> = Pegawai BUMN atau BUMD</p> <p><math>X_6(2)</math> untuk <math>X_6</math> = Pegawai Swasta</p> <p><math>X_6(3)</math> untuk <math>X_6</math> = Pegawai Yayasan</p> <p><math>X_6(4)</math> untuk <math>X_6</math> = Pekerja Sosial atau LSM</p> <p><math>X_6(5)</math> untuk <math>X_6</math> = Pejabat Negara</p> <p><math>X_6(6)</math> untuk <math>X_6</math> = Profesional</p> <p><math>X_6(7)</math> untuk <math>X_6</math> = Wiraswasta</p> <p><math>X_6(8)</math> untuk <math>X_6</math> = Lainnya</p>

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

No.	Variabel	Skala Pengukuran
8	Pendapatan bersih ( $X_7$ )	Rasio (dalam satuan rupiah)
9	Pinjaman lain ( $X_8$ )	Kategori $X_8(0)$ untuk $X_6 =$ Tidak ada pinjaman lain $X_8(1)$ untuk $X_6 =$ Ada pinjaman lain
10	Tenor ( $X_9$ )	Rasio (dalam satuan bulan)
11	Jenis usaha ( $X_{10}$ )	Nominal
12	Lama hubungan baik dengan bank ( $X_{11}$ )	Rasio (dalam satuan tahun)
13	Nominal Account ( $X_{12}$ )	Rasio (dalam satuan rupiah)
14	Rasio hutang terhadap pendapatan ( $X_{13}$ )	Rasio

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

1. Mengumpulkan data.
2. Menghitung 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 menggunakan metode *stepwise* dengan seleksi *forward* yang diikuti dengan eliminasi *backward*, 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 parameter model regresi logistik.
  - c. Mengukur kesesuaian model regresi logistik.

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

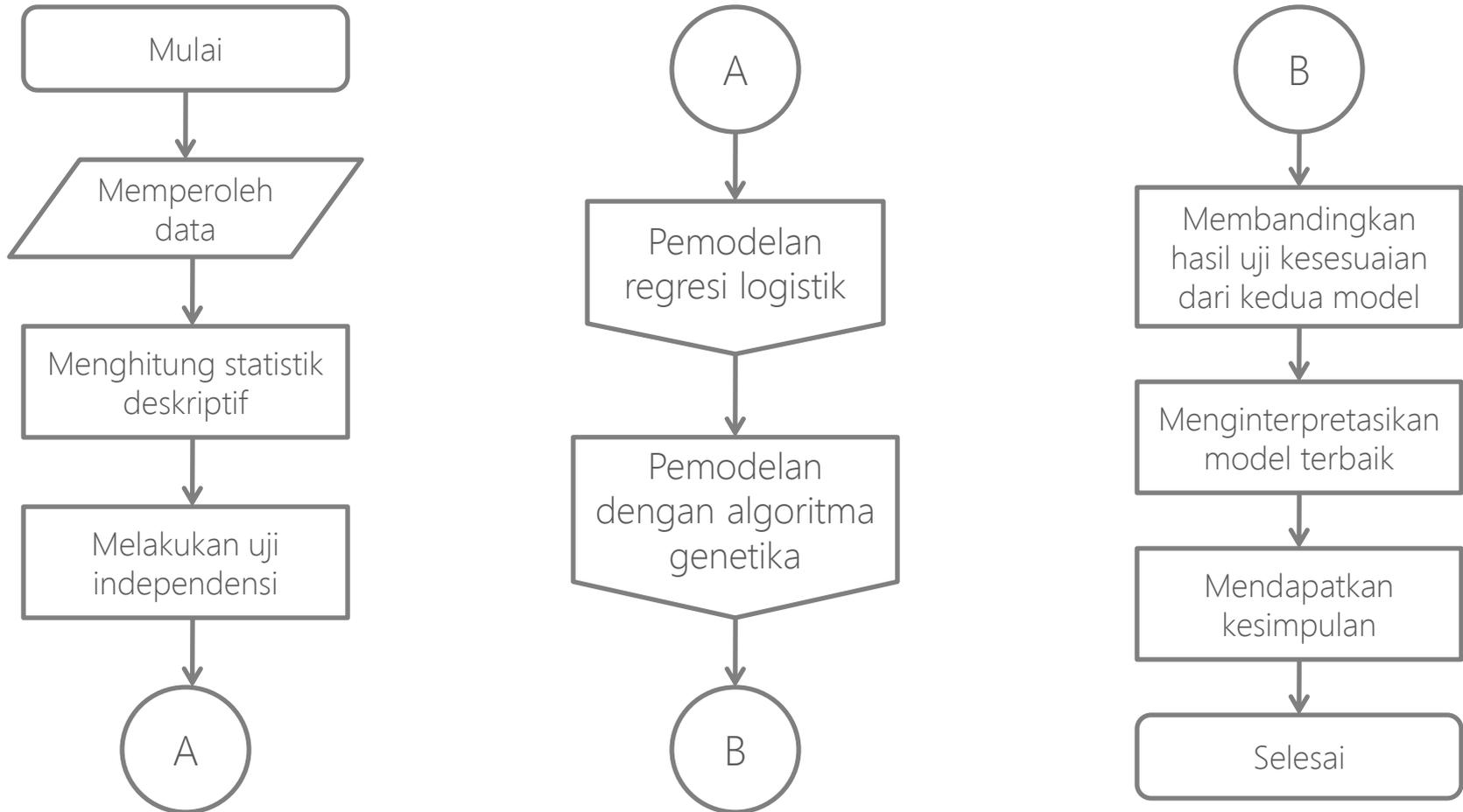
5. Menggunakan algoritma genetika sehingga memperoleh model terbaik untuk faktor-faktor yang mempengaruhi penggolongan kredit pada data kredit debitur di PT Bank X (Persero) Tbk.
  - a. Merepresentasikan parameter dalam bentuk kromosom dengan menentukan populasi awal.
  - b. Menentukan fungsi *fitness* dan menghitung nilai *fitness* untuk setiap kromosom. Fungsi *fitness* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *pseudo R<sup>2</sup>* dan MSE.
  - c. Melakukan reproduksi dengan proses seleksi terhadap sebanyak  $N$  kromosom yang berasal dari populasi. Kromosom yang memiliki nilai *fitness* yang lebih tinggi memiliki peluang yang lebih besar untuk terpilih dan melakukan reproduksi. Dalam proses seleksi, juga terjadi *crossover*, mutasi, dan *elitism* 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.

Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

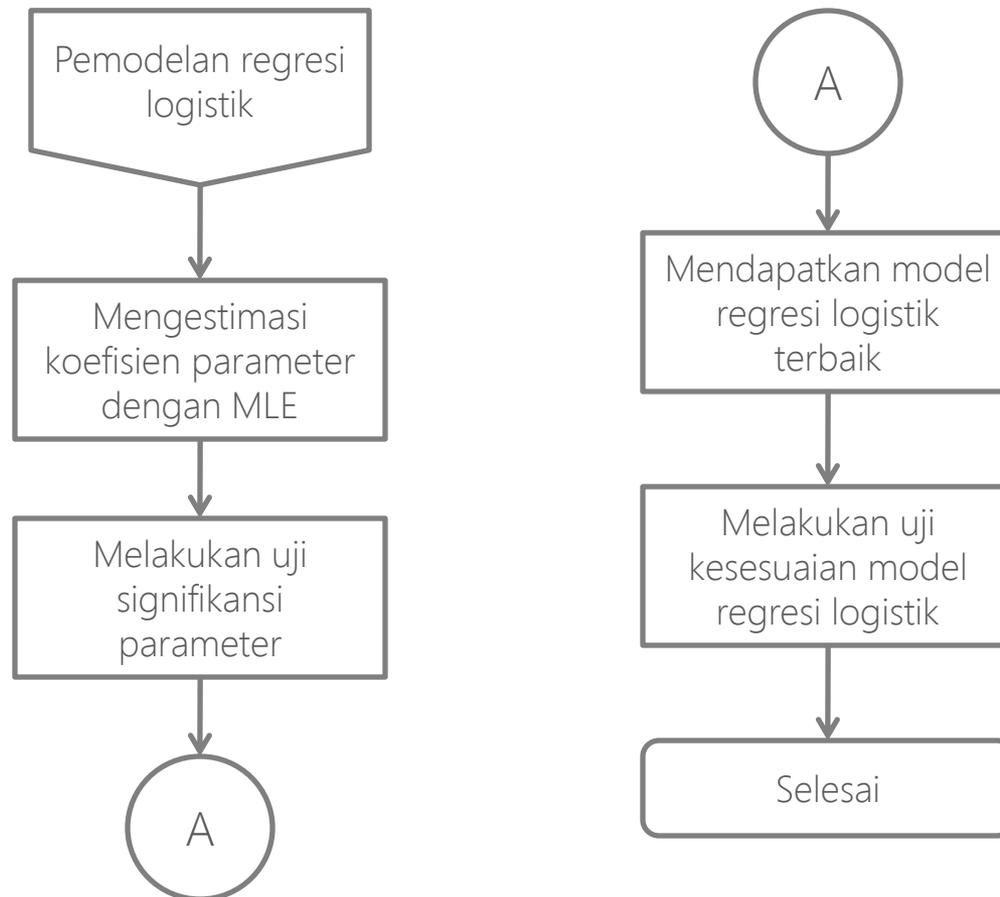


Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir

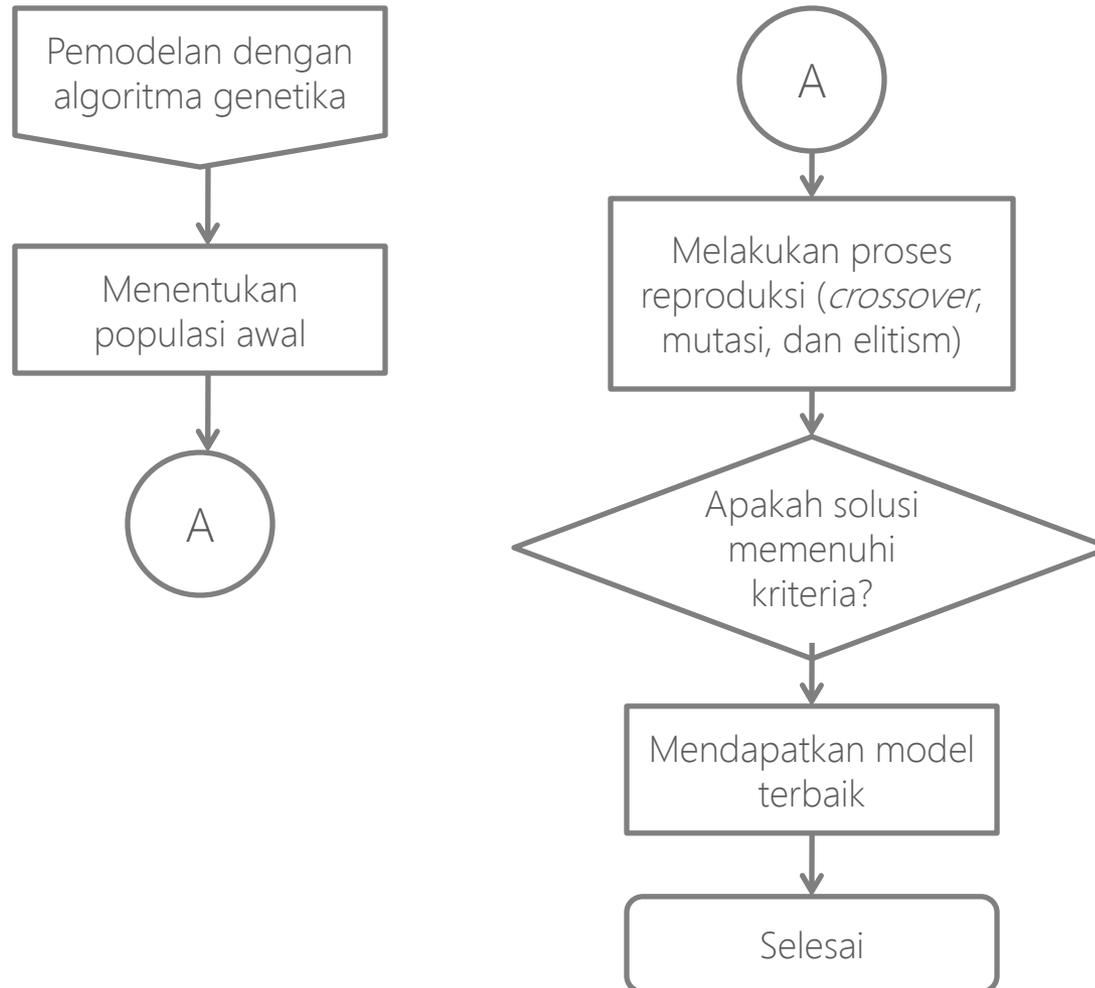


Sumber Data

Variabel Penelitian

Langkah Analisis

Diagram Alir



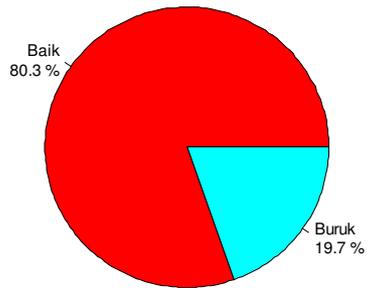
Karakteristik Debitur

Pemodelan Regresi Logistik

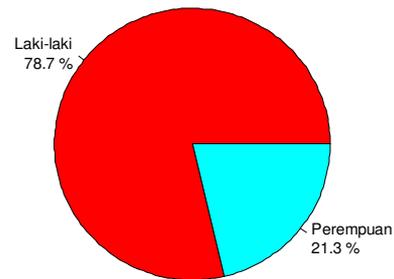
Pemodelan dengan Algoritma Genetika

Perbandingan Model Terbaik

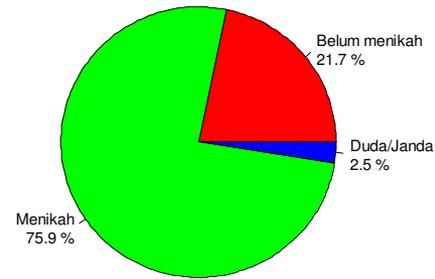
### Golongan Kredit



### Jenis Kelamin



### Status Pernikahan



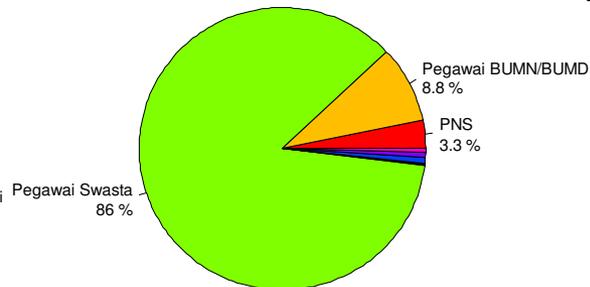
### Pendidikan



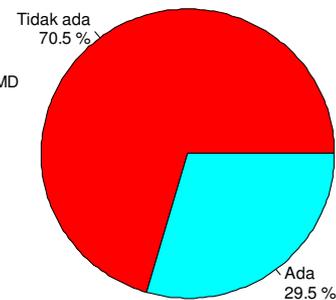
### Kepemilikan Rumah



### Pekerjaan



### Pinjaman Lain



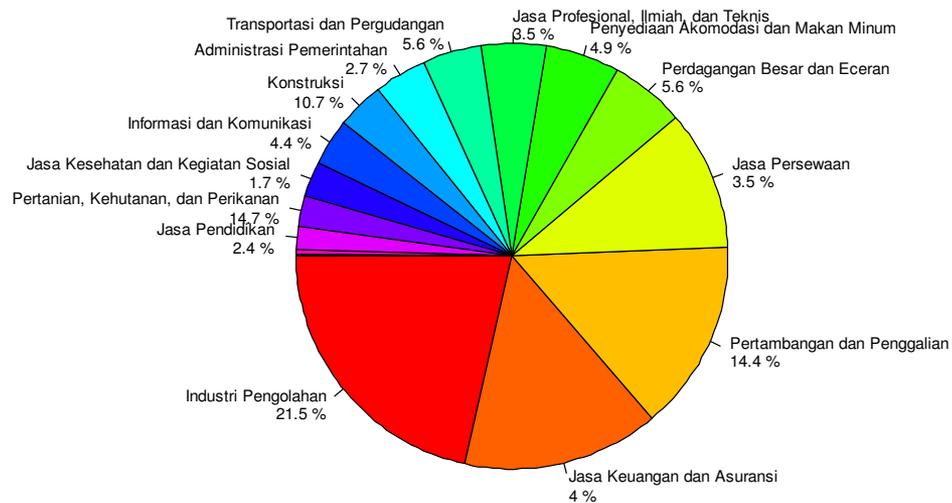
Karakteristik Debitur

Pemodelan Regresi Logistik

Pemodelan dengan Algoritma Genetika

Perbandingan Model Terbaik

### Jenis Usaha



Karakteristik Debitur

Pemodelan Regresi Logistik

Pemodelan dengan Algoritma Genetika

Perbandingan Model Terbaik

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)	Nominal account (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

Karakteristik Debitur

Pemodelan Regresi Logistik

Pemodelan dengan Algoritma Genetika

Perbandingan Model Terbaik

## Hasil Uji Independensi

### Variabel Kategori

Variabel Independen	P- <i>value</i>
Jenis kelamin	0,199
Status pernikahan	0,169
Pendidikan	0,796
Kepemilikan rumah	0,338
Pekerjaan	0,010
Pinjaman lain	0,007
Jenis usaha	0,000

### 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

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

# Pemodelan Regresi Logistik

Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value
<i>Intercept</i>	0,296	0,757
Usia	-0,011	0,347
Pekerjaan		
Pegawai BUMN atau BUMD (1)	-0,647	0,443
⋮	⋮	⋮
Wiraswasta (7)	-0,674	0,663
Pendapatan bersih	0,000	0,147
Pinjaman lain		
Ada pinjaman lain (1)	-0,594	0,008
Tenor	-0,008	0,281
Jenis usaha		
Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	1,076	0,002
Lama hubungan baik dengan bank	-0,218	0,000
<i>Nominal account</i>	0,000	0,458
Rasio hutang terhadap pendapatan	0,014	0,057

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Pemodelan dengan Prosedur *Stepwise*

Langkah Seleksi	Variabel Independen	G	df	P-value
Langkah 0	Lama hubungan baik dengan bank	42,03	1	0,000
Langkah 1	Jenis usaha	42,86	15	0,000
Langkah 2	Pinjaman lain	6,85	1	0,009
Langkah 3	Rasio hutang terhadap pendapatan	4,10	1	0,043

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Pemodelan dengan Prosedur *Stepwise*

Langkah Eliminasi	Variabel Independen	P-value
Langkah 1	Lama hubungan baik dengan bank	0,000
Langkah 2	Lama hubungan baik dengan bank	0,000
	Jenis usaha	0,000
Langkah 3	Lama hubungan baik dengan bank	0,000
	Jenis usaha	0,000
	Pinjaman lain	0,009
Langkah 4	Lama hubungan baik dengan bank	0,000
	Jenis usaha	0,000
	Pinjaman lain	0,003
	Rasio hutang terhadap pendapatan	0,043

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Pemodelan dengan Prosedur *Stepwise*

Variabel Independen	Nilai Estimasi	P-value
<i>Intercept</i>	-0,935	0,002
Lama hubungan baik dengan bank	-0,224	0,000
Jenis usaha		
Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum (6)	1,104	0,001
Pinjaman lain		
Ada pinjaman lain (1)	-0,614	0,004
Rasio hutang terhadap pendapatan	0,014	0,042

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Model Regresi Logistik Terbaik

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

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

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

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Interpretasi Model Regresi Logistik Terbaik

Variabel Independen	Nilai Estimasi	OR
<i>Intercept</i>	-0,935	0,392
Pinjaman lain		
Ada pinjaman lain (1)	-0,614	0,541
Jenis usaha		
Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	1,104	3,016
Lama hubungan baik dengan bank	-0,224	0,799
Rasio hutang terhadap pendapatan	0,014	1,014

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Kesesuaian Model Regresi Logistik Terbaik

Ukuran Kesesuaian	Nilai
<i>Pseudo R<sup>2</sup></i>	0,0704
MSE	0,1549
Ketepatan klasifikasi	0,8152

Karakteristik Debitur

Pemodelan Regresi Logistik

Pemodelan dengan Algoritma Genetika

Perbandingan Model Terbaik

Banyak generasi	100
Ukuran populasi	100
Seleksi	Rolet
<i>Crossover</i>	Satu titik ( $p_c = 0,8$ )
Mutasi	Acak ( $p_m = 0,1$ )
<i>Elitism</i>	5 kromosom
Fungsi <i>fitness</i>	<i>Pseudo R<sup>2</sup></i> dan MSE

## Populasi Awal

$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_8(1)$	$\hat{\beta}_{10}(6)$	$\hat{\beta}_{11}$	$\hat{\beta}_{13}$
-0,935	-0,614	1,104	-0,224	0,014

Karakteristik  
DebiturPemodelan Regresi  
LogistikPemodelan dengan  
Algoritma GenetikaPerbandingan  
Model Terbaik

## Hasil Algoritma Genetika

Percobaan	Nilai <i>Pseudo R</i> <sup>2</sup>	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
<b>Rata-rata</b>	<b>0,0767</b>	<b>0,1456</b>

Karakteristik Debitur

Pemodelan Regresi Logistik

Pemodelan dengan Algoritma Genetika

Perbandingan Model Terbaik

Variabel Independen	MLE	Hybrid GA (berdasarkan <i>Pseudo R<sup>2</sup></i> )	Hybrid GA (berdasarkan MSE)
<i>Intercept</i>	-0,935	-1,083	-1,062
Pinjaman lain Ada pinjaman lain (1)	-0,614	-0,614	-0,614
Jenis usaha Penyediaan akomodasi dan makan minum (6)	1,104	1,265	1,104
Lama hubungan baik dengan bank	-0,224	-0,224	-0,224
Rasio hutang terhadap pendapatan	0,014	0,014	0,014
<i>Pseudo R<sup>2</sup></i>	0,0740	<b>0,0771</b>	0,0768
MSE	0,1459	0,1453	<b>0,1453</b>
Ketepatan klasifikasi	0,8152	0,8152	0,8152

1. Faktor yang berpengaruh terhadap penggolongan kredit di PT Bank (X) Persero Tbk:
  - Adanya pinjaman lain
  - Jenis usaha penyediaan akomodasi dan makan minum
  - Lama hubungan debitur dengan bank
  - Rasio hutang debitur terdapat pendapatannya.
2. Metode *hybrid* algoritma genetika dengan regresi logistik menghasilkan model regresi logistik yang relatif sedikit lebih baik. Namun selisih *Pseudo R<sup>2</sup>* dan MSE yang dihasilkan antara kedua metode relatif sangat rendah, dengan ketepatan klasifikasi yang sama.

1. Sebaiknya melengkapi data dengan variabel jenis kredit dan besarnya pinjaman untuk setiap debitur.
2. Sebaiknya menambahkan sampel agar tidak ada kategori dari setiap variabel independen berupa kategori yang memiliki nilai harapan kurang dari lima.

# 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 2<sup>nd</sup> 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 Lampau 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](http://www.bankmandiri.co.id/corporate01/about_profile.asp)

# Daftar Pustaka

- 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.



SEMINAR HASIL TUGAS AKHIR TAHAP SARJANA  
JURUSAN STATISTIKA – FMIPA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER



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

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

Disusun oleh:  
Ni Putu Budi Setianingsih  
(1310100047)

Ruang Seminar Lantai 4, Jurusan Statistika | 24 Juni 2014