



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**KLASIFIKASI DEBITUR UNTUK MEMPREDIKSI  
KELAYAKAN PENGAJUAN KREDIT DI KOPERASI  
UNIT DESA JAYA SEKARPUTIH BONDOWOSO  
MENGUNAKAN METODE REGRESI LOGISTIK  
BINER DAN *CLASSIFICATION TREE***

**YUSRIL IZZI ARLISA AMIRI  
NRP 1315 105 014**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**KLASIFIKASI DEBITUR UNTUK MEMPREDIKSI  
KELAYAKAN PENGAJUAN KREDIT DI KOPERASI  
UNIT DESA JAYA SEKARPUTIH BONDOWOSO  
MENGUNAKAN METODE REGRESI LOGISTIK  
BINER DAN *CLASSIFICATION TREE***

**YUSRIL IZZI ARLISA AMIRI  
NRP 1315 105 014**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**FINAL PROJECT – SS141501**

**POTENTIAL BORROWERS CLASSIFICATION TO  
PREDICT WORTHINESS OF LOAN APPLICATION  
IN KOPERASI UNIT DESA JAYA SEKARPUTIH  
BONDOWOSO USING BINARY LOGISTIC  
REGRESSION AND CLASSIFICATION TREE**

**YUSRIL IZZI ARLISA AMIRI  
NRP 1315 105 014**

**Supervisor  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**

## LEMBAR PENGESAHAN

### KLASIFIKASI DEBITUR UNTUK MEMPREDIKSI KELAYAKAN PENGAJUAN KREDIT DI KOPERASI UNIT DESA JAYA SEKARPUTIH BONDOWOSO MENGUNAKAN METODE REGRESI LOGISTIK BINER DAN *CLASSIFICATION TREE*

#### TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains

pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**Yusril Izzi Arlisa Amiri**

NRP. 1315 105 014

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. Kartika Fithriasari, M.Si (  )

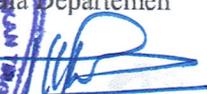
NIP. 19691212 199303 2 002

Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D (  )

NIP. 19621015 198803 1 002



Mengetahui,  
Kepala Departemen

  
Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

# **KLASIFIKASI DEBITUR UNTUK MEMPREDIKSI KELAYAKAN PENGAJUAN KREDIT DI KOPERASI UNIT DESA JAYA SEKARPUTIH BONDOWOSO MENGUNAKAN METODE REGRESI LOGISTIK BINER DAN *CLASSIFICATION TREE***

**Nama Mahasiswa** : Yusril Izzi Arlisa Amiri  
**NRP** : 1315 105 014  
**Departemen** : Statistika FMIPA-ITS  
**Dosen Pembimbing 1** : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
**Dosen Pembimbing 2** : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D

## **Abstrak**

*Koperasi Unit Desa (KUD) Jaya merupakan koperasi bertempat di Desa Sekarputih Kabupaten Bondowoso. Koperasi tersebut masih kesulitan untuk menentukan pemohon yang layak mendapatkan fasilitas kredit dan tidak beresiko menyebabkan kredit macet, sehingga perlu melakukan identifikasi dan memprediksi kelayakan nasabah dengan baik sebelum memberikan pinjaman dengan cara memperhatikan data historis pinjaman nasabah. Oleh karena itu, perlu dilakukan pengklasifikasian calon debitur sebagai upaya untuk menentukan pemohon yang layak mendapatkan fasilitas kredit menggunakan metode Regresi Logistik Biner dan Classification Tree. Data yang digunakan diambil dari data debitur di KUD Jaya dengan jatuh tempo pelunasan kredit pada bulan Januari 2016 hingga Januari 2017. Variabel yang digunakan yaitu jumlah pinjaman, jenis kelamin, agunan, pekerjaan, jangka waktu pelunasan dan usia debitur. Variabel yang signifikan terhadap kolektibilitas kredit menggunakan metode Regresi Logistik Biner yaitu variabel agunan BPKB kendaraan bermotor dengan nilai accuracy, sensitivity dan specificity untuk data testing masing-masing sebesar 56,8205%, 47,1429% dan 65,4167%. Metode Classification Tree memiliki nilai accuracy, sensitivity, dan specificity masing-masing sebesar 61,5897%, 57,1429% dan 65,8333% sehingga metode terbaik yang digunakan untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit di KUD Jaya adalah dengan menggunakan metode Classification Tree.*

**Kata Kunci** : *Classification Tree, Kelayakan Pengajuan Kredit, Koperasi Unit Desa, Regresi Logistik Biner*

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

# POTENTIAL BORROWERS CLASSIFICATION TO PREDICT THE WORTHINESS OF LOAN APPLICATION IN KOPERASI UNIT DESA JAYA SEKARPUTIH BONDOWOSO USING BINARY LOGISTIC REGRESSION AND CLASSIFICATION TREE

**Student Name** : Yusril Izzi Arlisa Amiri  
**NRP** : 1315 105 014  
**Department** : Statistics FMIPA-ITS  
**Supervisor 1** : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
**Supervisor 2** : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D

## **Abstract**

*Koperasi Unit Desa (KUD) Jaya is one of the union placed in Sekarputih Village Bondowoso District. This union still had difficulty to determine worthy applicant to get loan facility and is not at risk that can caused non performed loan. It is, therefore, necessary to identify and predict customers' worthiness well before providing loan by paying attention on customers' historical loan. It is also necessary to classify prospective borrowers as an attempt to determine applicant who is worthy to get loan facility by using Binary Logistic Regression and Classification Tree. The data used is taken from borrower data in KUD Jaya which has acquittal due date on January 2016 until January 2017. Some variable used is the amount of loan, sex, collateral, profession, acquittal due date period and age. The significant variable towards borrowers' collectibility using Binary Logistic Regression are BPKB vehicle collateral with accuracy, sensitivity and specificity value each 56,8205%, 47,1429% dan 65,4167% for data testing. While when Classification Tree method was employed, there has accuracy, sensitivity and specificity value 61.5897%, 57.1429% and 65.8333%. From this study, the best method used to predict the worthiness of loan application in KUD Jaya is by using Classification Tree method.*

**Keywords:** *Binary Logistic Regression, Classification Tree, Koperasi Unit Desa, The Worthiness of Loan Application*

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT yang telah memberikan nikmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat melaksanakan Tugas Akhir dengan judul “**Klasifikasi Debitur Untuk Memprediksi Kelayakan Pengajuan Kredit di Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree***”. Terdapat banyak pihak yang membantu dalam penyusunan tugas akhir ini, untuk itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si dan Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D selaku dosen pembimbing tugas akhir, yang secara sabar telah memberikan pengarahan dan masukan kepada Penulis dalam penyelesaian Tugas Akhir.
2. Ibu Santi Wulan P, M.Si, Ph.D dan Ibu Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan masukkan demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika ITS yang telah memberikan fasilitas untuk kelancaran Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr.Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi Sarjana Departemen Statistika ITS yang telah mengawal proses berjalannya Tugas Akhir dengan bimbingan dan fasilitas yang diberikan.
5. Bapak Dr.Muhammad Mashuri, MT selaku dosen wali yang selalu memberikan semangat dan inspirasinya selama menjalani perkuliahan
6. Seluruh civitas akademika Departemen Statistika ITS yang telah memberikan banyak ilmu.
7. Pihak Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso bagian unit simpan pinjam yang telah membantu dalam proses pengambilan data, informasi dan diskusi.
8. Keluarga yang selalu memberikan bantuan, dukungan, doa dan semangat.

9. Seluruh teman-teman mahasiswa Statistika ITS khususnya Lintas Jalur angkatan 2015 yang selalu memberikan bantuan, semangat dan dorongan hingga terselesaikannya laporan ini.
10. Serta semua pihak yang telah memberikan bantuan yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Laporan tugas akhir ini masih jauh dari sempurna, dan besar harapan Penulis untuk menerima kritik dan masukan untuk perbaikan ke depannya. Akhir kata, semoga laporan tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi berbagai pihak.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

# DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	v
<b>ABSTRACT</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xix
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 <i>K-Fold Cross Validation</i> .....	5
2.2 Regresi Logistik Biner.....	7
2.2.1 Pengecekan Asumsi Multikolinieritas.....	8
2.2.2 Estimasi Parameter.....	9
2.2.4 Uji Signifikansi Parameter.....	11
2.3 <i>Classification and Regression Trees (CART)</i> .....	11
2.4 Kolektibilitas Kredit.....	14
2.5 Prinsip-Prinsip Pemberian Kredit.....	15
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Sumber Data.....	17
3.2 Kerangka Konsep.....	17
3.3 Variabel Penelitian.....	19
3.4 Langkah Analisis.....	22
3.5 Tahapan Penelitian.....	23

<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Karakteristik Debitur KUD Jaya Bondowoso .....	25
4.2 Klasifikasi Kolektibilitas Nasabah Kredit KUD Jaya Bondowoso .....	29
4.2.1 Klasifikasi Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner .....	29
4.2.2 Klasifikasi Menggunakan Metode <i>Classification Tree</i> .....	34
4.2.3 Perbandingan Performa Antar Metode.....	39
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan.....	41
5.2 Saran .....	41
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>43</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>45</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>	<b>55</b>

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 3.1</b> Kerangka Konsep.....	17
<b>Gambar 3.2</b> Diagram Alir Tahapan Penelitian .....	23
<b>Gambar 4.1</b> Persentase Kolektibilitas Debitur.....	25
<b>Gambar 4.2</b> Persentase Debitur Berdasarkan Jenis Kelamin...	26
<b>Gambar 4.3</b> Persentase Debitur Berdasarkan Jenis Pekerjaan.	27
<b>Gambar 4.4</b> Pohon Klasifikasi <i>Fold</i> ke-8 .....	35

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 3.1</b>	Variabel Penelitian.....20
<b>Tabel 4.1</b>	Karakteristik Debitur Berdasarkan Usia .....26
<b>Tabel 4.2</b>	Tabulasi Silang Jenis Pekerjaan dengan Agunan....28
<b>Tabel 4.3</b>	Karakteristik Debitur Berdasarkan Jumlah Pinjaman .....29
<b>Tabel 4.4</b>	Nilai VIF .....30
<b>Tabel 4.5</b>	Performa Metode Regresi Logisitk Biner .....30
<b>Tabel 4.6</b>	Nilai Koefisien, Statistik Hitung, dan P-value dari Model <i>Fold</i> ke-1 .....31
<b>Tabel 4.7</b>	Prediksi Data <i>Testing Fold</i> ke-1 Regresi Logistik Biner .....32
<b>Tabel 4.8</b>	Performa Metode <i>Classification Tree</i> .....34
<b>Tabel 4.9</b>	Karakteristik <i>Classification Tree</i> Fold ke-8.....36
<b>Tabel 4.10</b>	Prediksi Data <i>Testing Fold</i> ke-8 Metode <i>Classifi-</i> <i>cation Tree</i> .....37
<b>Tabel 4.11</b>	Perbandingan Performa dari Metode Regresi Logistik Biner (RLB) dan <i>Classification Tree</i> (CTree).....39

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1.</b> Data Debitur KUD Jaya Bondowoso.....	45
<b>Lampiran 2.</b> <i>Syntax</i> Klasifikasi Regresi Logistik Biner dengan <i>K-folds cross validation</i> menggunakan <i>software</i> Matlab .....	47
<b>Lampiran 3.</b> <i>Syntax</i> Klasifikasi Metode <i>Classification Tree</i> dengan <i>K-folds cross validation</i> menggunakan <i>software</i> Matlab .....	50
<b>Lampiran 4.</b> Pohon Klasifikasi <i>Fold</i> ke-8 Data <i>Training</i> .....	52
<b>Lampiran 5.</b> Surat Penelitian di KUD Jaya Bondowoso.....	53

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Koperasi merupakan salah satu lembaga yang bergerak di bidang jasa keuangan. Untuk lembaga jasa keuangan, resiko kredit merupakan faktor penting yang perlu dikelola. Menurut Undang-Undang Nomor 10 Tahun 1998 Pasal 1 menyatakan bahwa kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam untuk melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga.

Pada tahapan evaluasi dalam proses pemberian kredit menjadi masalah bagi koperasi, karena pihak koperasi masih kesulitan untuk menentukan pemohon yang layak mendapatkan fasilitas kredit dan tidak beresiko menyebabkan kredit macet. Masalah seperti ini terjadi karena kurang akuratnya pihak pemberi kredit dalam penilaian terhadap kemampuan nasabah, sehingga mengakibatkan kesalahan dalam keputusan pemberian kredit yang berujung pada kredit macet. Oleh karena itu, untuk mengatasi dan mengantisipasi hal tersebut, pihak koperasi dalam memberikan pinjaman perlu penerapan prinsip kehati-hatian supaya resiko yang timbul dari pemberi kredit kepada calon debitur tidak terlalu besar. Dalam menerapkan prinsip kehati-hatian tersebut, koperasi perlu melakukan manajemen resiko dengan mengidentifikasi dan memprediksi kelayakan nasabah dengan baik sebelum memberikan pinjaman dengan cara memperhatikan data historis pinjaman nasabah.

Salah satu metode untuk menentukan prediksi kelayakan nasabah dalam membayar pinjaman kepada koperasi adalah *Decision Tree*. Metode tersebut digunakan untuk melihat hubungan antara variabel prediktor dan variabel respon, serta melakukan klasifikasi dan mudah untuk dipahami karena dapat disajikan secara visual dalam bentuk pohon. Metode *Decision Tree*

memiliki beberapa kelebihan diantaranya mudah untuk dipahami dan diinterpretasikan, bisa digunakan untuk data numerik dan kategorik, bersifat *robust*, proses cepat, bisa digunakan untuk dataset yang besar, dan berbagai kelebihan lainnya (Gorunescu, 2011). Jenis metode *Decision Tree* yang digunakan pada penelitian ini adalah metode CART karena variabel prediktor yang digunakan merupakan variabel yang dipisahkan menjadi dua kelas (*binary split*) untuk menentukan apakah nasabah memiliki kualitas kredit lancar atau tidak lancar. Apabila variabel respon berbentuk kontinu, maka CART yang dihasilkan adalah regresi pohon (*Regression Tree*), namun apabila variabel respon berbentuk kategorik, maka CART akan menghasilkan klasifikasi pohon (*Classification Tree*) (Breiman, Friedman, & Stone, 1993). Maka, pada penelitian ini menggunakan metode *Classification Tree* yang merupakan bagian dari metode CART karena variabel respon berbentuk kategorik yaitu kolektibilitas nasabah kredit berupa kredit macet atau kredit lancar.

Selain melakukan klasifikasi, akan dibuat juga suatu model yang dapat menjelaskan hubungan antara variabel prediktor yaitu data historis nasabah dengan variabel respon yaitu kolektibilitas kredit. Pembuatan model akan dilakukan dengan menggunakan metode Regresi Logistik Biner, karena metode ini merupakan suatu metode klasifikasi parametrik yang rendah asumsi jika dibandingkan dengan metode parametrik lainnya. Asumsi yang perlu dipenuhi dalam metode ini adalah asumsi tidak terjadi multikolinieritas. Model yang didapat menggunakan metode ini juga dapat digunakan untuk mengetahui apakah variabel prediktor tersebut berpengaruh secara signifikan dalam klasifikasi nasabah dengan kredit tidak lancar.

Penelitian sebelumnya mengenai prediksi kelayakan pengajuan kredit dengan melakukan perbandingan metode menggunakan Regresi Logistik Biner dan CART antara lain penelitian dari Melawati (2013) yaitu mengenai tentang klasifikasi keputusan nasabah dalam pengambilan kredit menggunakan model Regresi Logistik Biner dan Metode *Classification and Regression Trees*

(CART) studi kasus pada nasabah Bank Bjb. Hasil penelitian tersebut menyimpulkan bahwa metode Regresi Logistik Biner lebih baik dibandingkan metode CART karena metode Regresi Logistik Biner menghasilkan nilai ketepatan klasifikasi sebesar 72,8% sedangkan metode pohon klasifikasi dari CART menghasilkan ketepatan klasifikasi sebesar 66,8%. Selanjutnya Waluyo (2014) melakukan penelitian tentang perbandingan klasifikasi nasabah kredit menggunakan Regresi Logistik Biner dan CART diperoleh kesimpulan bahwa kinerja metode CART lebih baik dibandingkan metode Regresi Logistik Biner dengan variabel yang berpengaruh terhadap status kredit seorang debitur menggunakan metode CART antara lain variabel jenis pekerjaan, jenjang pendidikan, status pernikahan dan jenis kelamin.

Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan metode Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree* untuk mengklasifikasikan data nasabah pemohon kredit sebagai upaya untuk menentukan pemohon yang layak mendapatkan fasilitas kredit dan tidak beresiko menyebabkan kredit macet, serta untuk mengetahui hubungan antara variabel prediktor dalam klasifikasi kolektibilitas dengan kualitas kredit tidak lancar.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Permasalahan yang ditemukan pada penelitian ini yaitu sulitnya bagian kredit dalam tahap evaluasi, untuk menentukan pemohon yang layak mendapatkan fasilitas kredit dan tidak beresiko menyebabkan kredit macet. Upaya yang dapat dilakukan untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit yaitu dengan mengetahui faktor yang berpengaruh terhadap kolektibilitas kredit serta melakukan klasifikasi terhadap debitur berdasarkan kedua kategori kolektibilitas kredit tersebut. Hal tersebut dapat diketahui antara lain dengan menggunakan metode Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree*. Dalam penelitian ini menggunakan Regresi Logistik Biner karena metode tersebut merupakan suatu metode klasifikasi parametrik yang rendah asumsi, serta menggunakan *Classification Tree* karena metode tersebut dapat meng-

hasilkan klasifikasi yang disajikan dalam bentuk pohon sehingga mudah untuk dipahami. Oleh karena itu, perlu untuk membandingkan kinerja dari kedua metode tersebut dalam mengklasifikasikan debitur sehingga dapat diperoleh metode yang terbaik antara Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree* dalam melakukan klasifikasi debitur. Metode terbaik tersebut selanjutnya digunakan untuk memprediksi calon debitur untuk menentukan kelayakan dalam pemberian kredit.

### **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan utama yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah untuk mendapatkan metode terbaik antara Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree* dalam mengklasifikasikan debitur untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit di Koperasi Unit Desa (KUD) Jaya Sekarputih Bondowoso.

### **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah dapat memberikan pengetahuan mengenai performa metode Regresi Logistik Biner dan metode *Classification Tree* dalam melakukan klasifikasi pada data historis debitur. Manfaat lain yang diharapkan dalam penelitian ini adalah dapat memprediksi kelayakan pengajuan kredit dari data debitur di Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso.

### **1.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah karakteristik dari debitur hanya menggunakan data historis yang tersedia di Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso. Klasifikasi kolektibilitas kredit yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari kredit lancar dan kredit macet.

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 *K-folds Cross Validation (KCV)*

Metode *K-folds Cross Validation* (KCV) merupakan suatu metode yang dapat diandalkan untuk memprediksi kesalahan dalam suatu klasifikasi. Metode ini dapat digunakan untuk mengurangi bias yang terjadi karena pengambilan sampel data yang akan digunakan. Metode KCV secara berulang-ulang membagi data menjadi data *training* dan *testing* (Gokgoz & Subasi, 2015). Ketepatan klasifikasi atau akurasi yang dihasilkan dengan menggunakan metode KCV dapat dijelaskan menggunakan nilai dari *CVA* (*Cross Validation Accuracy*) dengan persamaan (2.1) sebagai berikut.

$$CVA = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K A_k \quad (2.1)$$

$K$  merupakan banyaknya *fold* yang digunakan, dan  $A_k$  adalah hasil akurasi yang dihasilkan oleh setiap *fold*.

Performa dari suatu metode klasifikasi dapat diukur dengan menggunakan *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*. *Accuracy* adalah banyaknya pengamatan yang tepat diklasifikasikan sesuai kategorinya dengan persamaan (2.2) berikut.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (2.2)$$

*Sensitivity* adalah banyaknya pengamatan yang berkategori positif yang tepat diklasifikasikan dengan persamaan (2.3) berikut.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2.3)$$

*Specificity* adalah banyaknya pengamatan berkategori negatif yang tepat diklasifikasikan. Hal tersebut ditunjukkan dalam persamaan (2.4).

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (2.4)$$

Berdasarkan persamaan dari (2.2), (2.3) dan (2.4),  $TP$  merupakan banyaknya pengamatan yang berkategori positif yang tepat diklasifikasikan ke kategori positif,  $FP$  adalah banyaknya pengamatan memiliki kategori positif yang diklasifikasikan ke kategori negatif,  $TN$  merupakan banyaknya pengamatan yang berkategori negatif yang tepat diklasifikasikan ke kategori negatif, dan  $FN$  merupakan banyaknya pengamatan yang berkategori negatif yang diklasifikasikan ke kategori negatif.

Langkah-langkah yang dapat dilakukan dalam menggunakan KCV dapat dijelaskan sebagai berikut.

- Langkah 1. Menentukan nilai  $K$  atau banyak *fold*. Nilai dari  $K$  yang digunakan adalah 10.
- Langkah 2. Melakukan pengambilan data untuk data *training* yaitu pengambilan data secara random sebanyak  $\frac{K-1}{K}n$ , dengan  $n$  adalah banyak data. Data yang diambil ini akan disebut data *training*.
- Langkah 3. Memodelkan dengan menggunakan data *training*. Membuat model sesuai dengan metode yang digunakan, dengan data yang digunakan untuk membangun model adalah data *training* yang telah diperoleh dalam langkah 2.
- Langkah 4. Menghitung performa model untuk data *training* dan data *testing*. Performa dari model dapat dilihat menggunakan nilai *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*.
- Langkah 5. Mengulangi langkah 2 hingga langkah 4 sebanyak  $K$ -kali, sehingga semua data berkesempatan menjadi data *testing*.
- Langkah 6. Menghitung rata-rata performa dari kedua metode. Setelah didapat performa setiap *fold* untuk data *training* dan data *testing*, selanjutnya adalah menghitung akurasi dari metode yang digunakan secara keseluruhan (CVA).

## 2.2 Regresi Logistik Biner

Regresi logistik biner adalah salah satu metode statistik yang biasanya digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon ( $Y$ ) yang bersifat biner atau dikotomis dengan satu atau lebih variabel prediktor ( $X$ ) yang bersifat metrik atau non-metrik (Hosmer & Lemeshow, 2000). Variabel respon terdiri dari dua kategori yaitu ‘sukses’ ( $Y = 1$ ) dan ‘gagal’ ( $Y = 0$ ), sehingga dapat diketahui bahwa variabel respon tersebut mengikuti distribusi Bernoulli dengan fungsi kepadatan peluang dalam persamaan (2.5) sebagai berikut.

$$f(Y = y) = \pi(\mathbf{X})^y (1 - \pi(\mathbf{X}))^{1-y} \quad (2.5)$$

Distribusi Bernoulli merupakan anggota *Exponential Family* yang mempunyai struktur  $f(y, \theta) = a(\theta)b(y)\exp\{c(\theta)d(y)\}$  dengan fungsi link  $c(\theta) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p$  dengan  $X_1, X_2, \dots, X_p$  merupakan variabel bebas. Maka bentuk *Exponential Family* dari Distribusi Bernoulli yaitu.

$$f(y, \pi(\mathbf{X})) = (1 - \pi(\mathbf{X})) \exp\left\{\ln\left(\frac{\pi(\mathbf{X})}{1 - \pi(\mathbf{X})}\right)y\right\} \quad (2.6)$$

Berdasarkan persamaan (2.6), nilai  $a(\pi(\mathbf{X})) = 1 - \pi(\mathbf{X})$ ,  $b(y) = 1$ ,  $c(\pi(\mathbf{X})) = \ln\left(\frac{\pi(\mathbf{X})}{1 - \pi(\mathbf{X})}\right)$ , dan  $d(y) = y$ , sehingga diperoleh persamaan (2.7) berikut.

$$\begin{aligned} \ln\left(\frac{\pi(\mathbf{X})}{1 - \pi(\mathbf{X})}\right) &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p \\ \ln\left(\frac{\pi(\mathbf{X})}{1 - \pi(\mathbf{X})}\right) &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Persamaan (2.7) merupakan persamaan umum yang digunakan dalam regresi logistik biner.  $\pi(\mathbf{X})$  merupakan peluang kejadian ‘sukses’,  $\mathbf{X} = [1 \ X_1 \ X_2 \ \dots \ X_p]$ ,  $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_p]$  dengan  $p$  adalah banyaknya variabel prediktor yang digunakan. Nilai dari  $\pi(\mathbf{X})$  dapat dihitung menggunakan persamaan (2.8).

$$\pi(\mathbf{X}) = \frac{\exp(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})} \quad (2.8)$$

### 2.2.1 Pengecekan Asumsi Multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan terjadinya korelasi linier yang tinggi di antara variabel-variabel prediktor (Setiawan & Kusri, 2010). Asumsi ini merupakan satu-satunya asumsi yang harus terpenuhi dalam menggunakan metode regresi logistik. Pengecekan asumsi multikolinieritas dapat dilakukan dengan melihat nilai VIF setiap variabel prediktor yang diperoleh dari melakukan regresi masing-masing variabel prediktor dengan variabel prediktor lainnya dan melihat nilai  $R^2$ .

$$\text{VIF} = \frac{1}{1 - R^2(\mathbf{X}_j)}, j = 1, 2, \dots, p \quad (2.9)$$

Suatu data terjadi kasus multikolinieritas jika terjadi salah satu nilai VIF lebih besar dari 10.

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) digunakan untuk mengukur variabilitas dari variabel respon yang dijelaskan model. Rumus  $R^2$  untuk regresi menggunakan *Ordinary Least Squares* (OLS) dijelaskan dalam persamaan (2.11).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2.10)$$

dengan  $n$  adalah banyaknya data,  $y$  merupakan variabel respon,  $\bar{y}$  merupakan rata-rata dari variabel respon dan  $\hat{y}$  merupakan nilai prediksi dari model. Untuk mengukur kebaikan model dari regresi logistik, dapat menggunakan Nagelkerke R-Square dengan persamaan (2.12) berikut.

$$R^2 = \frac{1 - \left\{ \frac{L(M_{intercept})}{L(M_{full})} \right\}^{\frac{2}{n}}}{1 - L(M_{intercept})^{\frac{2}{n}}}, \quad (2.11)$$

dimana  $L(M_{intercept})$  merupakan log likelihood dari model *intercept* tanpa variabel prediktor sedangkan  $L(M_{full})$  merupakan log likelihood dari model dengan menggunakan seluruh variabel prediktor (Long, 1997).

### 2.2.2 Estimasi Parameter

Estimasi parameter yang digunakan dalam model digunakan untuk mendapatkan model regresi logistik biner. Estimasi dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood*, yaitu mengestimasi parameter  $\beta$  dengan memaksimalkan fungsi *likelihood*. Fungsi *likelihood* yang didapat dengan menggunakan fungsi padat peluang yang telah diketahui dalam persamaan (2.5) adalah

$$\begin{aligned} l(\beta) &= \prod_{i=1}^n f(y_i) = \prod_{i=1}^n \pi(\mathbf{X}_i)^{y_i} (1 - \pi(\mathbf{X}_i))^{1-y_i} \\ &= \prod_{i=1}^n \pi(\mathbf{X}_i)^{y_i} (1 - \pi(\mathbf{X}_i))^{-y_i} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)) \\ &= \prod_{i=1}^n \left( \frac{\pi(\mathbf{X}_i)}{1 - \pi(\mathbf{X}_i)} \right)^{y_i} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Fungsi *likelihood* dalam persamaan (2.12) kemudian diubah menjadi bentuk logaritma natural (ln), sehingga diperoleh persamaan (2.14) berikut.

$$\begin{aligned} \ln(l(\beta)) &= \ln \left( \prod_{i=1}^n \left( \frac{\pi(\mathbf{X}_i)}{1 - \pi(\mathbf{X}_i)} \right)^{y_i} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)) \right) \\ L(\beta) &= \sum_{i=1}^n \ln \left( \left( \frac{\pi(\mathbf{X}_i)}{1 - \pi(\mathbf{X}_i)} \right)^{y_i} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n y_i \ln \left( \frac{\pi(\mathbf{X}_i)}{1 - \pi(\mathbf{X}_i)} \right) + \ln(1 - \pi(\mathbf{X}_i)) \\ &= \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i \beta + \ln \left( 1 - \frac{\exp(\mathbf{X}_i \beta)}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \beta)} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
L(\boldsymbol{\beta}) &= \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} + \ln \left( \frac{1}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} + \ln(1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}))^{-1} \\
&= \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} - \ln(1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})) \quad (2.13)
\end{aligned}$$

Tahap selanjutnya adalah mendapatkan nilai  $\boldsymbol{\beta}$  yang menyebabkan nilai dari fungsi *likelihood* bernilai ekstrim, dirumuskan dalam persamaan (2.14).

$$\begin{aligned}
\frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i - \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \mathbf{X}_i \\
&= \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i - \pi(\mathbf{X}_i) \mathbf{X}_i = 0 \quad (2.14)
\end{aligned}$$

Jika dilanjutkan ke turunan kedua, maka didapatkan persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T \partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} \\
&= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} \left( \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i - \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \mathbf{X}_i \right) \\
&= \sum_{i=1}^n 0 - \frac{\mathbf{X}_i^T \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}) (1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}))}{(1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}))^2} \mathbf{X}_i - \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}) \mathbf{X}_i^T \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{(1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}))^2} \mathbf{X}_i \\
&= \sum_{i=1}^n - \frac{\mathbf{X}_i^T \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{(1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}))^2} \mathbf{X}_i \\
&= - \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i^T \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \frac{1}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \mathbf{X}_i \\
&= - \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i^T \pi(\mathbf{X}_i) (1 - \pi(\mathbf{X}_i)) \mathbf{X}_i \\
\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}) &= - \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i^T \text{Var}(\mathbf{X}_i) \mathbf{X}_i \quad (2.15)
\end{aligned}$$

$H(\beta)$  dalam persamaan (2.16) adalah matriks *Hessian*. Turunan kedua selalu bernilai negatif, maka diperoleh bahwa nilai  $\beta$  membuat fungsi *likelihood* bernilai ekstrim maksimum. Turunan pertama dalam persamaan (2.14) tidak mendapatkan hasil yang eksplisit, maka akan digunakan metode numerik, yaitu metode iterasi *Newton Rhapson* untuk mencari estimasi dari parameter  $\beta$ .

### 2.2.3 Uji Signifikansi Parameter

Setelah diperoleh nilai estimasi parameter yang digunakan dalam model, selanjutnya dilakukan pengujian parameter apakah signifikan atau tidak dalam menjelaskan hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$$

Untuk menolak hipotesis digunakan statistik uji berikut.

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}, \quad (2.16)$$

yaitu apabila  $|Z| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$  atau *P-value*  $< \alpha$ , maka  $H_0$  ditolak.

## 2.3 Classification and Regression Tree (CART)

CART merupakan salah satu metode nonparametrik yang digunakan untuk teknik pohon keputusan. Metode ini digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variable respon dengan satu atau lebih variabel prediktor. Apabila variabel respon berbentuk kontinu, maka CART yang dihasilkan adalah regresi pohon (*regression tree*), namun apabila variabel respon berbentuk kategorik, maka CART akan menghasilkan klasifikasi pohon (*classification tree*) (Breiman, Friedman, & Stone, 1993).

*Decision Tree* adalah suatu bentuk pohon yang menyerupai diagram alir, dengan *internal node* menunjukkan variabel prediktor yang digunakan sebagai pemisah yang dihubungkan oleh cabang (*branch*), dan setiap *leaf node* merupakan kelas hasil

klasifikasi (Han, Kamber, & Pei, 2012). CART merupakan salah satu jenis *Decision Tree* dengan banyak kelas yang digunakan dalam analisis adalah dua (*binary decision tree*). Analisis CART memiliki sifat “*binary recursive partitioning*”. Istilah “*binary*” mengimplikasikan bahwa sekelompok data yang terkumpul dalam suatu ruang direpresentasikan sebagai simpul atau *node* pada pohon keputusan, dimana *node* tersebut hanya dapat diklasifikasikan menjadi dua grup. Setiap *node* dapat diklasifikasikan menjadi dua simpul anak (*child nodes*), dengan simpul utama disebut sebagai *parent node*. Istilah “*recursive*” dihubungkan dengan proses penyekatan secara biner dilakukan secara berulang-ulang. Artinya, setiap simpul utama dapat dipilah menjadi dua anak simpul, kemudian setiap simpul anak dapat memilah dirinya membentuk simpul anak yang lain, begitu seterusnya hingga memenuhi kriteria tertentu. Istilah “*partitioning*” memiliki arti bahwa proses klasifikasi dapat dilakukan dengan cara memilah kumpulan data menjadi beberapa bagian atau partisi (Lewis, 2000).

Aturan pemilahan simpul induk menjadi dua simpul anak bergantung pada nilai yang berasal dari satu variabel prediktor. Apabila variabel prediktornya merupakan variabel kontinyu, maka pemilahan yang diperbolehkan adalah  $x_j \leq c_i$  dan  $x_j > c_i$  dengan  $c_i$  adalah nilai tengah atau median dari dua nilai amatan sampel yang berbeda dan berurutan. Jika terdapat sejumlah  $n$  sampel yang memiliki nilai berbeda pada variabel  $x_j$ , maka terdapat  $n-1$  kemungkinan pemilahan yang berbeda. Jika variabel prediktor merupakan variabel kategorik, maka pemilahan berasal dari semua kemungkinan pemilahan berdasarkan terbentuknya dua simpul yang saling lepas (*disjoint*). Bila kategori berskala nominal bertaraf  $L$ , maka akan diperoleh sebanyak  $2^{L-1}-1$  pemilahan yang mungkin terjadi. Bila kategori berskala ordinal bertaraf  $L$ , maka diperoleh sebanyak  $L-1$  pemilahan (Breiman, Friedman, & Stone, 1993).

Ukuran pemilahan variabel yang digunakan dalam CART adalah *Gini Index* dengan rumus yang digunakan dijelaskan dalam persamaan (2.17) sebagai berikut

$$Gini(D) = 1 - \sum_{h=1}^H p_{Dh}^2, \quad (2.17)$$

dimana  $p_{Dh}$  adalah proporsi partisi data  $D$  pada kelas  $C_h$  (Han, Kamber, & Pei, 2012). Setelah didapat nilai *Gini Index*, selanjutnya akan dicari nilai *goodness of split* untuk menentukan variabel mana yang akan digunakan terlebih dahulu pada simpul. Rumus yang digunakan untuk mendapatkan *goodness of split* adalah sebagai berikut:

$$\Delta Gini(X) = Gini(D) - p_{D_{left}} Gini(D_{left}) - p_{D_{right}} Gini(D_{right}), \quad (2.18)$$

dengan

- $\Delta Gini(X)$  : *Goodness of split* dari variabel  $X$ ,
- $Gini(D)$  : *Gini Index* pada partisi data  $D$ ,
- $p_{D_{left}}$  : Proporsi pengamatan pada simpul kiri,
- $p_{D_{right}}$  : Proporsi pengamatan pada simpul kanan,
- $Gini(D_{left})$  : *Gini Index* pada simpul kiri,
- $Gini(D_{right})$  : *Gini Index* pada simpul kanan.

Variabel yang dipilih sebagai pemilah adalah variabel yang memiliki nilai *goodness of split* terbesar karena variabel tersebut mampu mereduksi heterogenitas lebih besar. Jika variabel prediktor yang digunakan merupakan data kategorik, maka pemisah simpul sebelumnya menjadi simpul kanan dan simpul kiri dapat menggunakan kategori pada variabel tersebut. Namun jika variabel prediktor yang digunakan berskala rasio atau merupakan data numerik, maka digunakan berbagai kemungkinan nilai tengah (median) antar setiap data yang telah diurutkan sebagai pemisah simpul, kemudian akan dipilih nilai tengah yang menghasilkan nilai *goodness of fit* terbesar. Langkah-langkah yang dilakukan dalam membuat pohon klasifikasi sebagai berikut.

- Langkah 1. Menghitung nilai *Gini Index* untuk variabel respon.
- Langkah 2. Menentukan nilai *threshold* untuk setiap variabel prediktor yang digunakan.
- Langkah 3. Menghitung nilai dari *goodness of split* untuk setiap variabel prediktor.

- Langkah 4. Memilih variabel prediktor dengan nilai *goodness of split* terbesar sebagai simpul.
- Langkah 5. Mengulangi langkah 2 sampai langkah 4 hingga data sudah terbagi secara sempurna. Langkah ini dilakukan hingga semua variabel prediktor telah digunakan sebagai simpul pada pohon klasifikasi, atau pohon klasifikasi tersebut sudah dapat membagi data secara sempurna.

## 2.4 Kolektibilitas Kredit

Menurut Undang-Undang Perbankan No.10 Tahun 1998 kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga. Pengertian dari kolektibilitas kredit adalah keadaan pembayaran pokok atau angsuran pokok dan bunga kredit oleh nasabah serta tingkat kemungkinan diterimanya kembali dana yang ditanamkan dalam surat-surat berharga atau penanaman lainnya (Suyatno, 2007). Kolektibilitas kredit diklasifikasikan sebagai berikut.

1. Kredit Lancar  
Kredit lancar merupakan kredit yang tidak mengalami penundaan pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunga.
2. Kredit Dalam Perhatian Khusus  
Kredit dalam perhatian khusus apabila memenuhi kriteria terdapat tunggakan angsuran pokok dan atau bunga yang belum melampaui 90 hari, mutasi rekening relatif aktif, jarang terjadinya pelanggaran terhadap kontrak yang diperjanjikan dan didukung oleh pelayanan baru.
3. Kredit Kurang Lancar  
Kredit kurang lancar yaitu kredit yang pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunganya telah mengalami penundaan selama 3 bulan dari waktu yang diperjanjikan.

4. Kredit Diragukan  
Kredit diragukan yaitu kredit yang pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunganya telah mengalami penundaan selama 6 bulan dari jadwal yang telah diperjanjikan.
5. Kredit Macet  
Kredit macet yaitu kredit yang pengembalian pokok dan pembayaran bunganya telah mengalami penundaan lebih dari 1 tahun sejak jatuh tempo.

Kolektibilitas kredit bermasalah merupakan kolektibilitas yang tergolong dalam kredit kurang lancar, kredit diragukan dan kredit macet.

## **2.5 Prinsip-Prinsip Pemberian Kredit**

Sebelum fasilitas kredit diberikan maka kreditur harus memiliki keyakinan terhadap calon debitur. Keyakinan tersebut diperoleh dari hasil penilaian kredit sebelum kredit tersebut disalurkan. Penilaian kredit dapat dilakukan dengan berbagai prinsip untuk mendapatkan keyakinan terhadap calon debitur agar tidak berujung kedalam kredit macet. Prinsip-prinsip penilaian kredit yang sering dilakukan adalah 5C (Firdaus, 2011).

1. *Character* (watak/kepribadian) yaitu kreditur harus yakin bahwa calon peminjam termasuk orang yang berwatak baik dan dibuktikan dengan tingkah laku yang baik, selalu memegang teguh dan sebagainya.
2. *Capacity* (kemampuan) yaitu kreditur harus yakin bahwa calon peminjam mampu menjalankan usahanya dengan baik atau mampu mendapatkan uang untuk pelunasan utangnya.
3. *Capital* (modal) yaitu kreditur harus mengetahui beberapa banyak modal yang telah dimiliki oleh calon peminjam, sehingga tidak seluruhnya mengandalkan pinjaman dari kreditur tersebut.
4. *Condition of Economy* (kondisi ekonomi) yaitu kreditur harus yakin bahwa kondisi ekonomi akan menunjang se-kurang-kurangnya tidak menghambat kelancaran usaha yang dijalankan oleh calon peminjam.

5. *Collateral* (jaminan atau agunan) yaitu jaminan atau agunan apa yang dapat diberikan calon peminjam untuk tambahan pengamanan bagi kreditur tersebut atau kredit yang akan dilepas.

Selain kelima prinsip tersebut, juga terdapat prinsip lain sebagai pelengkap yaitu *repayment* (pembayaran) adalah pembayaran yang memperhitungkan kemampuan debitur dalam melunasi pinjaman sesuai dengan jadwal serta jangka waktu pengembalian kredit.

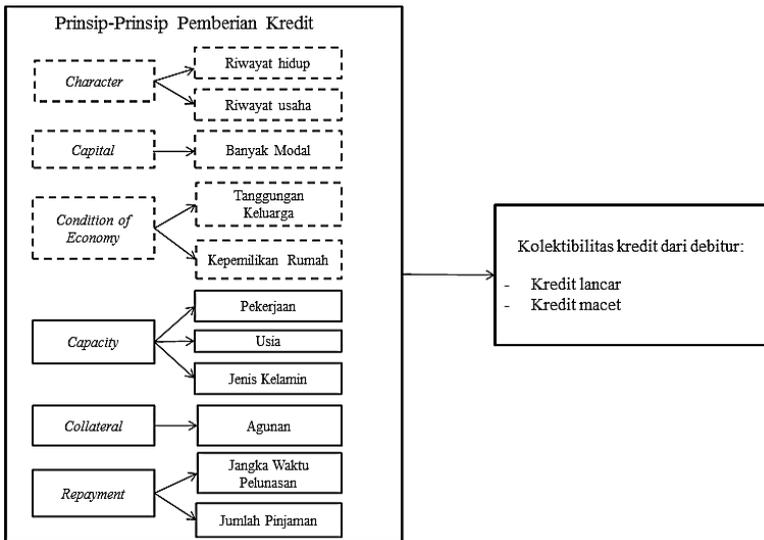
# BAB III METODOLOGI PENELITIAN

## 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari data debitur di Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso. Data yang diambil merupakan data debitur yang memiliki jatuh tempo peminjaman kredit pada bulan Januari 2016 hingga Januari 2017 sebanyak 148 debitur.

## 3.2 Kerangka Konsep

Kerangka konsep yang digunakan dalam penelitian ini yaitu klasifikasi debitur untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit di Koperasi Unit Desa Jaya sebagai berikut.



Keterangan:

———— Variabel yang digunakan

----- Variabel yang tidak digunakan karena tidak tercatat di KUD Jaya

**Gambar 3.1** Kerangka Konsep

Kreditur perlu melakukan penilaian terhadap calon debitur melalui prinsip-prinsip pemberian kredit agar terhindar dari kredit macet. Penilaian terhadap calon debitur merupakan tahap yang penting karena berpengaruh terhadap kualitas kredit dari seorang debitur. Prinsip-prinsip pemberian kredit dalam Gambar 3.1 masing-masing dijelaskan sebagai berikut.

1. *Character*

Calon debitur memiliki watak, moral, dan sifat pribadi yang baik. Penilaian terhadap karakter ini dilakukan untuk mengetahui tingkat kejujuran, integritas, dan kemauan calon debitur untuk memenuhi kewajiban dan menjalankan usahanya. Informasi mengenai hal tersebut dapat diperoleh melalui riwayat hidup, riwayat usaha, dan informasi dari usaha-usaha sejenis (Hermansyah, 2005).

2. *Capacity*

Pengukuran *capacity* dapat dilakukan melalui pendekatan, diantaranya yaitu pendekatan finansial. Pendekatan tersebut menilai berdasarkan jenis pekerjaan dari calon debitur yang dapat menjamin untuk dapat melunasi angsuran pokok dan pembayaran bunga. Calon debitur memiliki *capacity* yang baik apabila dianggap mampu mendapatkan uang untuk sumber pelunasan utangnya. Usia produktif mampu memiliki *capacity* yang lebih baik karena dalam usia tersebut dapat menghasilkan sesuatu yang bernilai. Selain itu, jenis kelamin juga dianggap dapat mengukur *capacity*. Laki-laki dianggap memiliki *capacity* yang lebih baik dibandingkan perempuan karena laki-laki lebih mampu untuk mendapatkan uang untuk melunasi angsuran pokok dan pembayaran bunga (Rivai & Veithrizal, 2006).

3. *Capital*

Dalam mengukur *capital* dapat dilakukan dengan mengetahui besar modal dari pemohon kredit. Selain itu, kreditur perlu mengetahui distribusi dari modal tersebut sehingga tiap sumber yang dimiliki berjalan efektif (Hermansyah, 2005).

4. *Condition of Economy*

Kreditur perlu untuk memperhatikan kondisi ekonomi dari pemohon kredit untuk memperkecil resiko yang mungkin terjadi diakibatkan oleh kondisi ekonomi tersebut. Beberapa faktor-faktor yang dapat digunakan untuk mengukur kondisi ekonomi dari pemohon kredit adalah berdasarkan informasi tentang kepemilikan rumah, tanggungan keluarga, dan status pernikahan. Pemohon kredit dianggap memiliki resiko yang rendah untuk memiliki kualitas kredit macet apabila memiliki rumah sendiri, serta tanggungan keluarga yang sedikit (Hermansyah, 2005).

5. *Collateral*

Jaminan atau agunan untuk persetujuan pemberian kredit merupakan sarana pengaman atas resiko yang mungkin terjadi terhadap debitur. Jaminan tersebut diharapkan mampu melunasi sisa utang kredit baik pembayaran pokok maupun bunga (Hermansyah, 2005).

6. *Repayment*

Kreditur harus memperhatikan kemampuan membayar kredit dari debitur sesuai dengan jangka waktu pelunasan. Semakin besar jumlah pinjaman, maka semakin besar resiko untuk melunasi pinjaman tersebut lebih dari jangka waktu yang telah ditentukan. Semakin panjang jangka waktu pelunasan, semakin tinggi risiko yang mungkin muncul, maka koperasi akan membebankan bunga yang lebih tinggi dibandingkan dengan jangka waktu pelunasan pendek (Harun, 2010).

### 3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel dependen dan variabel independen. Variabel dependen yang digunakan adalah variabel kolektibilitas kredit yang dikategorikan dalam kolektibilitas lancar dan kolektibilitas macet, sedangkan variabel independen yang digunakan meliputi 6 variabel. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan dalam Tabel 3.1 sebagai berikut.

**Tabel 3.1** Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Kategori	Skala Pengukuran
$Y$	Kolektibilitas Kredit	0 : Kredit macet 1 : Kredit lancar	Nominal
$X_1$	Jumlah Pinjaman	-	Rasio
$X_2$	Jenis Kelamin	0 : Laki-laki 1 : Perempuan	Nominal
$X_3$	Agunan	1 : BPKB kendaraan bermotor 2 : Sertifikat Tanah 3 : Barang 4 : SK pengangkatan pegawai	Nominal
$X_4$	Pekerjaan	1 : Petani 2 : PNS 3 : Swasta 4 : Wiraswasta 5 : Pedagang 6 : Pegawai KUD	Nominal
$X_5$	Jangka Waktu Pelunasan	-	Rasio
$X_6$	Usia	-	Rasio

Variabel respon dalam penelitian ini adalah kolektibilitas kredit. Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih mengklasifikasikan kolektibilitas kredit menjadi dua kategori, yaitu kredit lancar dan kredit macet. Dalam penelitian ini penggolongan debitur memiliki kualitas kredit lancar apabila kredit tidak mengalami penundaan dan tunggakan angsuran pokok dan atau bunga yang belum melampaui 90 hari, sedangkan debitur memiliki kualitas kredit macet apabila pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunga telah mengalami penundaan lebih dari jatuh tempo dan tunggakan angsuran pokok dan atau bunga telah melampaui 90 hari dari jadwal yang telah diperjanjikan.

Berdasarkan penyaluran kredit oleh Koperasi Unit Desa Jaya diduga terjadi ketidaklancaran dalam pengembalian kredit

oleh debitur disebabkan oleh faktor karakteristik debitur yang menjadi variabel prediktor. Penentuan variabel-variabel prediktor dilakukan berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya serta pertimbangan dari Koperasi Unit Desa Jaya dalam melakukan prediksi kelayakan pengajuan kredit dengan penjelasan sebagai berikut.

1. Jumlah Pinjaman  
Jumlah pinjaman merupakan besar dana yang dipinjam oleh debitur dalam satu kali peminjaman.
2. Jenis Kelamin  
Jenis kelamin mencakup kategori perempuan atau laki-laki. Variabel jenis kelamin merupakan salah satu variabel yang berpengaruh terhadap kolektibilitas kredit seorang debitur (Waluyo, 2014). Penelitian sebelumnya menghasilkan kesimpulan bahwa kemampuan laki-laki dalam mengembalikan kredit lebih baik daripada perempuan (Marlia, 2011).
3. Agunan  
Agunan merupakan jaminan yang diberikan calon debitur baik bersifat fisik maupun nonfisik. Barang ini dapat berupa tanah, bangunan, otomotif, mesin, surat keputusan atau apapun yang dapat disetujui sebagai jaminan. Nominal dari jaminan hendaknya melebihi jumlah kredit yang diberikan. Agunan termasuk dalam salah satu prinsip pemberian kredit yaitu *collateral* (Martono, 2002).
4. Pekerjaan  
Penilaian kredit untuk mendapatkan keyakinan terhadap calon debitur salah satunya yaitu latar belakang pekerjaan (Martono, 2002).
5. Jangka Waktu Pelunasan  
Jangka waktu pelunasan merupakan rentang waktu yang diberikan oleh pihak koperasi kepada debitur untuk mengembalikan pokok dan bunga pinjaman. Semakin panjang jangka waktu pelunasan, semakin tinggi risiko yang mungkin muncul, maka koperasi akan membebankan bunga yang lebih tinggi dibandingkan dengan jangka waktu pelunasan

pendek. Namun, semakin panjang jangka waktu pelunasan maka jumlah angsuran yang disetor oleh debitur kepada koperasi semakin kecil (Gustifa, 2013).

6. Usia

Usia adalah umur debitur yang diperhitungkan dari tanggal kelahiran sampai saat pengambilan kredit yang diukur dalam tahun (Marlia, 2011).

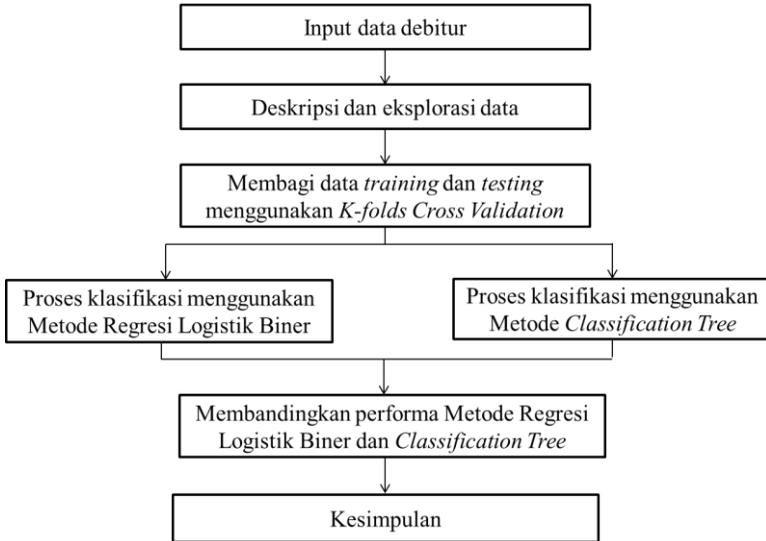
### 3.4 Langkah Analisis

Langkah yang dilakukan dalam klasifikasi debitur untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit di Koperasi Unit Desa Jaya dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik dari debitur di Koperasi Unit Desa Jaya berdasarkan dua kategori dari variabel respon.
2. Membagi data *training* dan data *testing* dengan menggunakan *K-folds cross validation* dengan *K* sebanyak 10, yaitu membagi banyak data yang ada menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 90:10. Pembagian dilakukan sebanyak 10 kali, sehingga setiap data memiliki kesempatan untuk menjadi data *testing*.
3. Melakukan klasifikasi dengan menggunakan metode Regresi Logistik Biner. Klasifikasi dilakukan sebanyak 10 kali dengan menggunakan data *training* yang telah didapatkan pada proses *K-folds cross validation*. Selanjutnya menghitung nilai rata-rata dari semua akurasi yang didapat sebagai performa untuk metode tersebut.
4. Melakukan klasifikasi menggunakan metode *Classification Tree*. Klasifikasi dilakukan sebanyak 10 kali dengan menggunakan data *training* yang telah didapat pada proses *K-folds cross validation*. Selanjutnya menghitung nilai rata-rata dari semua akurasi yang didapat sebagai performa untuk metode tersebut.
5. Membandingkan performa dari metode Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree* yang telah diperoleh. Ukuran performa yang digunakan sebagai pembanding menggunakan nilai dari *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*.

### 3.5 Tahapan Penelitian

Tahapan dalam penelitian berdasarkan langkah analisis digambarkan melalui diagram alir penelitian yang disajikan pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.2** Diagram Alir Tahapan Penelitian

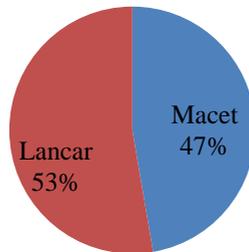
*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

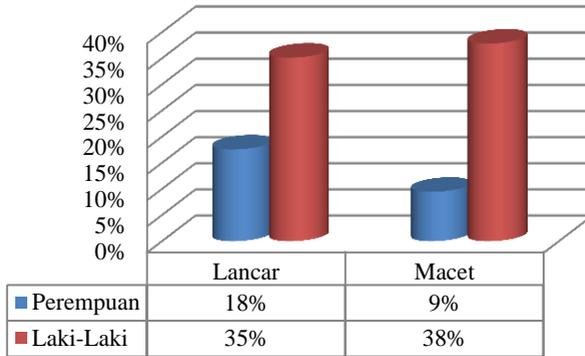
#### **4.1 Karakteristik Debitur KUD Jaya Bondowoso**

Koperasi Unit Desa Jaya memiliki masalah dalam tahapan evaluasi saat proses pemberian kredit, yaitu pihak koperasi masih kesulitan untuk menentukan pemohon yang layak mendapatkan fasilitas kredit dan tidak beresiko menyebabkan kredit macet. Hal tersebut didukung dengan hasil statistik deskriptif pada Gambar 4.1 berikut.



**Gambar 4.1** Persentase Kolektibilitas Debitur

Banyaknya debitur di Koperasi Unit Desa (KUD) Jaya Sekarputih Bondowoso dengan jatuh tempo peminjaman kredit pada bulan Januari 2016 hingga bulan Januari 2017 sebanyak 148 debitur. Berdasarkan Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa sebanyak 53% debitur memiliki kolektibilitas lancar yaitu melakukan pengembalian kredit dan bunga tidak melampaui jatuh tempo. Namun, terdapat 47% debitur melakukan pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunga mengalami penundaan lebih dari jatuh tempo dan tunggakan angsuran pokok dan atau bunga telah melampaui 90 hari dari jadwal yang telah diperjanjikan. Besarnya persentase debitur yang memiliki kolektibilitas macet, menandakan bahwa pihak pemberi kredit yaitu Koperasi Unit Desa Jaya kurang akurat dalam penilaian terhadap kemampuan nasabah, sehingga mengakibatkan kesalahan dalam keputusan pemberian kredit yang berujung pada kredit macet.



**Gambar 4.2** Persentase Debitur Berdasarkan Jenis Kelamin

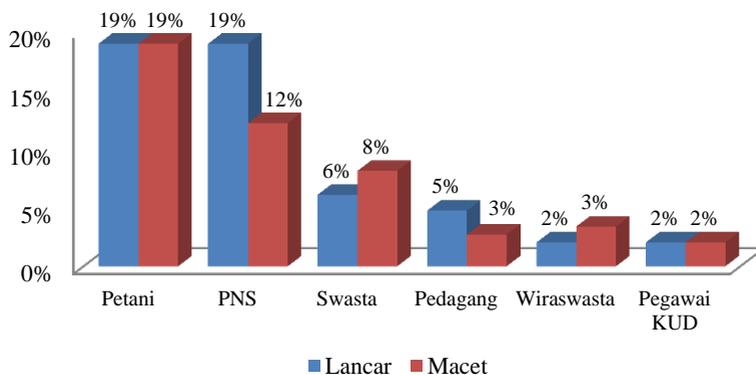
Laki-laki merupakan debitur paling banyak di KUD Jaya Sekarputih Bondowoso dengan persentase sebesar 73%, sedangkan persentase debitur berjenis kelamin perempuan hanya sebesar 27%. Berdasarkan Gambar 4.2 menunjukkan bahwa persentase debitur perempuan dengan pengembalian kredit lancar lebih besar dibandingkan persentase debitur perempuan yang memiliki kolektibilitas macet, sedangkan persentase debitur laki-laki memiliki kolektibilitas lancar lebih rendah dibandingkan persentase debitur laki-laki dengan pengembalian kredit yang macet. Hal tersebut menunjukkan bahwa kemampuan debitur perempuan dalam melakukan pengembalian kredit lancar lebih baik bila dibandingkan dengan debitur laki-laki.

**Tabel 4.1** Karakteristik Debitur Berdasarkan Usia

Kolektibilitas	Rata-Rata (Tahun)	Deviasi Standar	Modus (Tahun)
Lancar	42,05	9,42	34
Macet	42,19	12,04	54

Tabel 4.1 memberikan informasi mengenai karakteristik debitur di KUD Jaya berdasarkan usia. Debitur yang tergolong dalam kolektibilitas lancar maupun macet memiliki rata-rata usia 42 tahun. Deviasi standar berdasarkan usia debitur yang memiliki kolekti-

bilitas lancar maupun macet memiliki nilai cukup besar, hal tersebut menunjukkan bahwa usia debitur cukup beragam. Debitur yang tergolong memiliki kolektibilitas lancar paling banyak berusia 34 tahun sedangkan debitur yang tergolong memiliki kolektibilitas macet paling banyak berusia 54 tahun.



**Gambar 4.3** Persentase Debitur Berdasarkan Jenis Pekerjaan

Koperasi Unit Desa (KUD) Jaya menggolongkan pekerjaan dari debitur menjadi 6 jenis pekerjaan yaitu petani, Pegawai Negeri Sipil (PNS), swasta, pedagang, wiraswasta, dan pegawai KUD Jaya. Berdasarkan Gambar 4.3 diketahui bahwa petani merupakan debitur paling banyak yaitu sebesar 38%. Hal tersebut terjadi karena Kabupaten Bondowoso merupakan daerah agraris dengan mayoritas penduduk bermata pencaharian di bidang pertanian. Agunan yang paling banyak digunakan oleh petani adalah BPKB kendaraan bermotor, hal tersebut dapat diketahui dalam Tabel 4.2. Debitur di KUD Jaya juga banyak berasal dari kalangan PNS yaitu sebesar 31%. Kemampuan PNS dalam pengembalian kredit tergolong lancar karena sebagian besar agunan yang diberikan oleh PNS kepada KUD Jaya sebagai jaminan adalah SK Pengangkatan pegawai, yaitu dengan melakukan pemotongan secara langsung gaji dari PNS tersebut untuk melunasi pokok pinjaman dan pembayaran bunga. Namun, terdapat 12%

PNS yang tergolong kredit macet karena tidak menggunakan sistem pemotongan gaji dalam pengembalian kreditnya. Debitur yang memiliki pekerjaan sebagai wiraswasta dan swasta memiliki persentase pengembalian kredit tergolong macet lebih besar dibandingkan persentase pengembalian kredit tergolong lancar. Hal tersebut menunjukkan bahwa debitur yang bekerja sebagai swasta dan wiraswasta memiliki kemampuan yang kurang baik dalam pengembalian kredit.

**Tabel 4.2** Tabulasi Silang Jenis Pekerjaan dengan Agunan

Pekerjaan	Agunan			
	BPKB	Sertifikat Tanah	Barang	SK Pengangkatan Pegawai
Petani	33	10	13	0
PNS	7	2	0	37
Swasta	13	5	2	1
Wiraswasta	5	1	2	0
Pedagang	8	1	2	0
Pegawai KUD	0	0	0	6
Jumlah	66	19	19	44

KUD Jaya menggolongkan agunan menjadi 4 jenis yaitu BPKB kendaraan bermotor, sertifikat tanah, barang dan SK pengangkatan pegawai. Jenis agunan yang paling banyak digunakan sebagai jaminan adalah BPKB kendaraan bermotor, diantaranya BPKB dari kendaraan sepeda motor, mobil, dan tossa. Agunan berupa sertifikat tanah digunakan sebagai jaminan apabila pinjaman cenderung memiliki nominal yang cukup besar. Debitur juga dapat menjadikan barang sebagai agunan, yaitu dapat berupa rombongan, hasil panen tebu, dan barang lainnya yang memiliki nominal lebih besar dibandingkan dengan pinjaman. Debitur yang bekerja sebagai Pegawai Negeri Sipil (PNS) sebagian besar mengajukan jaminan berupa SK Pengangkatan Pegawai, sedangkan seluruh debitur yang bekerja sebagai pegawai di KUD Jaya Bondowoso memberikan agunan berupa SK Pengangkatan Pegawai.

**Tabel 4.3** Karakteristik Debitur Berdasarkan Jumlah Pinjaman

Kolektibilitas	Rata-Rata (Rp)	Deviasi Standar	Minimum (Rp)	Maksimum (Rp)
Lancar	3517949	3253280	200000	15000000
Macet	3471143	2169606	500000	10000000

Melalui Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa debitur dengan kolektibilitas lancar maupun kolektibilitas macet masing-masing memiliki rata-rata jumlah pinjaman kredit sebesar Rp 3.517.949 dan Rp 3.471.143. Deviasi standar berdasarkan jumlah pinjaman dari debitur untuk kolektibilitas lancar maupun macet memiliki nilai yang sangat besar, hal tersebut menunjukkan bahwa jumlah pinjaman debitur sangat beragam. Jumlah pinjaman paling kecil untuk debitur dengan kolektibilitas lancar sebesar Rp 200.000 dan paling besar yaitu Rp 15.000.000. Debitur dengan kolektibilitas macet memiliki jumlah pinjaman paling kecil sebesar Rp 500.000 dan jumlah pinjaman paling besar yaitu Rp 10.000.000.

## 4.2 Klasifikasi Kolektibilitas Nasabah Kredit KUD Jaya Bondowoso

Metode dalam melakukan klasifikasi kolektibilitas debitur Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Regresi Logistik Biner dan metode *Classification Tree*. Pembahasan lebih lanjut untuk klasifikasi debitur menggunakan masing-masing metode dapat dijelaskan sebagai berikut.

### 4.2.1 Klasifikasi dengan Metode Regresi Logistik Biner

Metode pertama yang akan digunakan dalam melakukan klasifikasi debitur adalah metode Regresi Logistik Biner. Asumsi yang perlu dipenuhi dalam metode ini adalah tidak terjadi kasus multikolinearitas antar variabel prediktor. Pengecekan asumsi multikolinearitas dapat dilihat dengan menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*). Nilai dari VIF untuk masing-masing variabel prediktor yaitu variabel jumlah pinjaman kredit, jenis kelamin, jenis agunan, jenis pekerjaan, jangka waktu pelunasan, dan usia dapat dijelaskan dalam Tabel 4.4 berikut.

**Tabel 4.4** Nilai VIF

Variabel	R <sup>2</sup>	VIF
Jumlah Pinjaman	0,167	1,200
Jenis Kelamin	0,191	1,236
Agunan	0,742	3,876
Pekerjaan	0,731	3,717
Jangka Waktu Pelunasan	0,115	1,130
Usia	0,133	1,153

Nilai R<sup>2</sup> untuk variabel jenis kelamin diperoleh dari melakukan regresi logistik biner dengan variabel respon jenis kelamin berupa 2 kategori yaitu laki-laki dan perempuan, sedangkan variabel jumlah pinjaman, agunan pekerjaan, jangka waktu pelunasan dan usia menjadi variabel prediktor. Nilai R<sup>2</sup> untuk variabel agunan dan variabel pekerjaan diperoleh dari melakukan regresi logistik multinomial, sedangkan variabel jumlah pinjaman, jangka waktu pelunasan dan usia menghasilkan nilai R<sup>2</sup> yang diperoleh dari melakukan regresi linier berganda. Nilai dari R<sup>2</sup> yang dihasilkan oleh regresi logistik menggunakan Nagelkerke R<sup>2</sup>. Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa masing-masing variabel prediktor memiliki nilai VIF lebih kecil dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa pada data tidak terjadi kasus multikolinearitas.

Model regresi logistik biner dibuat dengan menggunakan metode *K-folds Cross Validation* (KCV) dengan nilai  $K=10$ . Variabel prediktor yang digunakan dalam model adalah variabel jenis kelamin, usia, pekerjaan, jumlah pinjaman, jangka waktu pelunasan dan agunan. Berikut adalah nilai *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* yang didapat untuk setiap *fold*.

**Tabel 4.5** Performa Metode Regresi Logistik Biner

<i>Folds</i>	<i>Accuracy</i>		<i>Sensitivity</i>		<i>Specificity</i>	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	63,9098	66,6667	57,1429	42,8571	70,0000	87,5000
2	63,9098	53,3333	57,1429	28,5714	70,0000	75,0000
3	60,9023	46,6667	50,7937	57,1429	70,0000	37,5000
4	64,6617	73,3333	60,3175	71,4286	68,5714	75,0000
5	63,9098	53,3333	52,3810	42,8571	74,2857	62,5000

**Tabel 4.5** Performa Metode Regresi Logistik Biner (Lanjutan)

<i>Folds</i>	<i>Accuracy</i>		<i>Sensitivity</i>		<i>Specificity</i>	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
6	60,9023	60,0000	50,7937	71,4286	70,0000	50,0000
7	63,1579	60,0000	55,5556	42,8571	70,0000	75,0000
8	69,1729	33,3333	60,3175	14,2857	77,1429	50,0000
9	69,1729	60,0000	57,1429	42,8571	80,0000	75,0000
10	65,1852	61,5385	52,3810	57,1429	76,3889	66,6667
<i>Mean</i>	64,4884	56,8205	55,3968	47,1429	72,6389	65,4167

Model terbaik yang didapat berdasarkan performa pada Tabel 4.5 adalah model dalam *fold* ke-4. *Fold* tersebut memiliki nilai *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* yang didapat untuk data *testing* masing-masing sebesar 73,333%, 71,4286% dan 75,000%. Nilai *Accuracy* dan *sensitivity* pada model di *fold* ke-4 merupakan nilai paling besar dibandingkan dengan nilai yang didapat pada model di *fold* lainnya.

**Tabel 4.6** Nilai Koefisien, Statistik Hitung, dan P-value dari Model *Fold* ke-4

Variabel	Koefisien	Statistik Hitung	P-value	Odds Ratio
Konstan	0,4589	0,3739	0,7084	1,5824
Jumlah Pinjaman	0,0000	0,2795	0,7798	1,0000
Jenis Kelamin	-0,5586	-1,2528	0,2103	0,5720
BPKB Kendaraan	1,4409	1,7891	0,0736	4,2243
Sertifikat Tanah	1,0890	1,1582	0,2468	2,9712
Barang	0,2935	0,2901	0,7717	1,3411
Petani	-1,5469	-1,2094	0,2265	0,2129
PNS	-1,0721	-1,0534	0,2922	0,3423
Swasta	-1,4051	-1,0604	0,2890	0,2454
Wiraswasta	-0,7620	-0,5153	0,6063	0,4667
Pedagang	-1,9318	-1,3831	0,1666	0,1449
Jangka Waktu	-0,0231	-0,6417	0,5211	0,9771
Usia	0,0045	0,2537	0,7997	1,0045

Variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap kolektibilitas debitur pada alfa sebesar 10% yaitu variabel agunan

berupa BPKB kendaraan bermotor. Variabel tersebut memiliki odds ratio sebesar 4,2243 artinya debitur yang menggunakan agunan BPKB kendaraan bermotor cenderung memiliki kolektibilitas macet sebesar 4,2243 kali dibandingkan debitur yang menggunakan SK pengangkatan pegawai sebagai agunan. Berdasarkan nilai koefisien pada masing-masing variabel prediktor diperoleh model regresi logistik biner dengan persamaan berikut.

$$\ln\left(\frac{\pi(\mathbf{X})}{1-\pi(\mathbf{X})}\right) = 0,4589 + 0,000X_1 - 0,5586X_2(1) + 1,4409X_3(1) + 1,0890X_3(2) - 0,2935X_3(3) - 1,5469X_4(1) - 1,0721X_4(2) - 1,4051X_4(3) - 0,7620X_4(4) - 1,9318X_4(5) - 0,0231X_5 + 0,0045X_6$$

Persamaan yang telah terbentuk, dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\pi(\mathbf{X}) = \frac{\exp(0,4589 + A + B + C + D + E + F)}{1 + \exp(0,4589 + A + B + C + D + E + F)},$$

dengan  $A = 0,000X_1$ ,  $B = -0,5586X_2(1)$ ,  $C = 1,4409X_3(1) + 1,0890X_3(2) + 0,2935X_3(3)$ ,  $D = -1,5469X_4(1) - 1,0721X_4(2) - 1,4051X_4(3) - 0,7620X_4(4)$ ,  $E = -0,0231X_5$ , dan  $F = 0,0045X_6$ .

Model peluang regresi logistik yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi kolektibilitas dari calon debitur berdasarkan variabel dalam prinsip pemberian kredit. Dalam ilustrasi diberikan 15 data *testing* dalam *fold* ke-4 dengan data dan nilai peluang untuk masing-masing debitur sebagai berikut.

**Tabel 4.7** Prediksi Data *Testing Fold* ke-4 Metode Regresi Logistik Biner

Debitur	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	Peluang	Prediksi
1	2000000	0	2	3	10	59	0,5547	Macet
2	1000000	0	3	1	10	45	0,3096	Lancar
3	2500000	0	3	1	4	37	0,3390	Lancar
4	8000000	0	1	5	24	36	0,4360	Lancar
5	13000000	0	4	2	6	34	0,4189	Lancar
6	2000000	0	4	6	10	27	0,5966	Macet
7	2000000	1	1	1	4	42	0,4833	Lancar
8	1500000	0	2	1	12	57	0,5030	Lancar
9	1740000	0	2	3	6	54	0,5705	Macet
10	1500000	0	1	1	10	36	0,5782	Macet
11	6500000	0	4	2	4	50	0,4147	Lancar

**Tabel 4.7** Prediksi Data *Testing Fold* ke-4 Metode Regresi Logistik Biner (Lanjutan)

Debitur	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	Peluang	Prediksi
12	1740000	0	3	3	4	36	0,3667	Lancar
13	5000000	0	1	1	4	38	0,6309	Macet
14	5000000	0	1	1	4	54	0,6476	Macet
15	3000000	0	2	3	4	35	0,5673	Macet

Pengklasifikasian data *testing* dalam *fold* ke-4 dapat dilakukan dengan cara memasukkan data tiap debitur ke dalam model peluang yang telah terbentuk sehingga diperoleh nilai peluang dan prediksi kolektibilitas untuk masing-masing debitur. Debitur pertama memiliki karakteristik yaitu meminjam kredit ke KUD Jaya sebesar Rp 2.000.000, berjenis kelamin laki-laki, agunan sertifikat tanah, pekerjaan sebagai swasta, berusia 59 tahun dan diberikan jangka waktu pelunasan selama 10 bulan. Selanjutnya, karakteristik debitur tersebut dimasukkan kedalam model peluang sehingga diperoleh nilai peluang sebesar 0,5547. Nilai peluang tersebut lebih dari 0,53, maka debitur tersebut diklasifikasikan ke dalam kolektibilitas macet.

Debitur kedua berjenis kelamin laki-laki, berusia 45 tahun dengan jumlah pinjaman sebesar Rp 1.000.000, jenis agunan yang diberikan sebagai jaminan kepada KUD Jaya berupa barang, bekerja sebagai petani, jangka waktu pelunasan yang diberikan selama 10 bulan. Berdasarkan karakteristik dari debitur tersebut diperoleh nilai peluang sebesar 0,3096, artinya debitur kedua berpeluang untuk memiliki kolektibilitas macet sebesar 0,3096. Nilai peluang tersebut kurang dari 0,53 sehingga debitur tersebut diklasifikasikan ke dalam kolektibilitas lancar.

Persentase debitur berdasarkan kolektibilitas pada Gambar 4.1 diketahui bahwa sebanyak 47% debitur memiliki kolektibilitas macet, sedangkan 53% debitur memiliki kolektibilitas lancar. Oleh karena itu, debitur yang memiliki peluang lebih dari 0,53 diklasifikasikan ke dalam kolektibilitas macet, sedangkan debitur yang memiliki peluang kurang dari 0,53 diklasifikasikan ke dalam kolektibilitas lancar.

Nilai akurasi, *sensitivity* dan *specificity* untuk data *testing fold* ke-4 masing-masing sebesar 73,3333%, 71,4286% dan 75%. Nilai *sensitivity* sebesar 71,4286%, artinya sebanyak 71,4286% debitur dengan kolektibilitas macet tepat diklasifikasikan kedalam kolektibilitas macet. Nilai *specificity* sebesar 75%, artinya terdapat 75% debitur dengan kolektibilitas lancar yang tepat diklasifikasikan kedalam kolektibilitas lancar.

#### 4.2.2 Klasifikasi dengan Metode *Classification Tree*

Metode kedua yang digunakan adalah *Classification Tree*. Nilai *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* pada setiap *fold* diperoleh dalam Tabel 4.8.

**Tabel 4.8** Performa Metode *Classification Tree*

<i>Folds</i>	<i>Accuracy</i>		<i>Sensitivity</i>		<i>Specificity</i>	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	87,2180	46,6667	85,7143	14,2857	88,5714	75,0000
2	81,9549	60,0000	80,9524	57,1429	82,8571	62,5000
3	84,2105	60,0000	77,7778	42,8571	90,0000	75,0000
4	87,2180	53,3333	82,5397	42,8571	91,4286	62,5000
5	83,4586	66,6667	77,7778	57,1429	88,5714	75,0000
6	86,4662	53,3333	92,0635	71,4286	81,4286	37,5000
7	82,7068	73,3333	88,8889	85,7143	77,1429	62,5000
8	83,4586	80,0000	84,1270	85,7143	82,8571	75,0000
9	85,7143	53,3333	87,3016	57,1429	84,2857	50,0000
10	86,6667	69,2308	82,5397	57,1429	90,2778	83,3333
<i>Mean</i>	84,9073	61,5897	83,9682	57,1429	85,7421	65,8333

Pohon terbaik dari 10 *fold* yang telah dilakukan adalah pohon di *fold* ke-8. Fold tersebut memiliki performa *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* untuk data *testing* masing-masing bernilai sebesar 80%, 85,7143% dan 75%. Nilai *accuracy* dan *sensitivity* pada model di *fold* ke-8 merupakan nilai paling besar dibandingkan dengan nilai yang didapat pada model di *fold* lainnya, sehingga data di *fold* ke-8 digunakan untuk membentuk pohon klasifikasi. Pohon klasifikasi yang dihasilkan pada *fold* ke-8 dapat dilihat dalam Gambar 4.4.



Dalam pohon klasifikasi yang terbentuk pada Gambar 4.4, dapat diketahui bahwa variabel jangka waktu pelunasan merupakan variabel terpenting dalam pembentukan pohon klasifikasi karena memiliki nilai *goodness of split* terbesar dibandingkan dengan kemungkinan pemilah pada variabel prediktor yang lain, sehingga variabel jangka waktu menjadi pemilah awal. Artinya, variabel jangka waktu mampu menurunkan tingkat keheterogenan paling besar. Selanjutnya, karakteristik dari pohon klasifikasi dari Gambar 4.4 dapat dijelaskan sebagai berikut.

**Tabel 4.9** Karakteristik *Classification Tree Fold* ke-8

Kondisi	Kolektibilitas Lancar	Kolektibilitas Macet
1	Jangka waktu < 4,5 bulan Usia < 30,5 tahun	Jangka waktu $\geq$ 4,5 bulan Pinjaman < 1,62 juta
2	Jangka waktu $\geq$ 4,5 bulan Pinjaman $\geq$ 6,45 juta	8 > Jangka waktu (bulan) $\geq$ 4,5 6,45 > Pinjaman (juta) $\geq$ 1,62 Jenis kelamin laki-laki
3	Jangka waktu < 4,5 bulan Usia $\geq$ 48 tahun Pinjaman < Rp 700.000	Jangka waktu < 4,5 bulan Usia $\geq$ 48 tahun Pinjaman $\geq$ Rp 700.000
4	Jangka waktu $\geq$ 4,5 bulan 6,45 > Pinjaman (juta) $\geq$ 1,62 Jenis kelamin perempuan Agunan sertifikat tanah, barang, SK pengangkatan	Jangka waktu $\geq$ 4,5 bulan 6,45 > Pinjaman (juta) $\geq$ 1,62 Jenis kelamin perempuan Agunan BPKB kendaraan ber- motor
5	Jangka waktu $\geq$ 8 bulan 6,45 > Pinjaman (juta) $\geq$ 1,62 Jenis kelamin laki-laki Agunan SK pengangkatan	Jangka waktu $\geq$ 8 bulan 6,45 > Pinjaman (juta) $\geq$ 1,62 Jenis kelamin laki-laki Agunan BPKB kendaraan, sertifikat tanah, barang
6	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) $\geq$ 44	Jangka waktu < 4,5 bulan 44 > Usia (tahun) $\geq$ 30,5 Jenis kelamin laki-laki 8,5 > Pinjaman (juta) $\geq$ 3,625
7	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) $\geq$ 30,5 Jenis kelamin perempuan	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) $\geq$ 30,5 Jenis kelamin laki-laki 1,37 > Pinjaman (juta) $\geq$ 3,625

**Tabel 4.9** Karakteristik *Classification Tree Fold* ke-8 (Lanjutan)

Kondisi	Kolektibilitas Lancar	Kolektibilitas Macet
8	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) >= 30,5 Jenis kelamin laki-laki Pinjaman < 750.000	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) >= 30,5 Jenis kelamin laki-laki 3,25 > Pinjaman (juta) >= 1,375 Pekerjaan PNS, pedagang, pegawai KUD
9	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) >= 30,5 Jenis kelamin laki-laki 1,62 > Pinjaman (juta) >= 1,375 Pekerjaan petani, swasta, wiraswasta	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) >= 30,5 Jenis kelamin laki-laki 3,25 > Pinjaman (juta) >= 1,62 Pekerjaan petani, swasta, wiraswasta
10	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) >= 30,5 Jenis kelamin laki-laki Pinjaman >= 8,5 Juta	-
11	Jangka waktu < 4,5 bulan 48 > Usia (tahun) >= 30,5 Jenis kelamin laki-laki 3,65 > Pinjaman (Juta) >= 3,25	-

Pohon klasifikasi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi kolektibilitas kredit dari calon debitur. Dalam ilustrasi diberikan 15 data *testing* pada *fold* ke-8 sebagai berikut.

**Tabel 4.10** Prediksi Data *Testing Fold* ke-8 Metode *Classification Tree*

Debitur	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	Prediksi
1	5000000	0	4	2	4	53	Macet
2	10000000	0	2	2	12	50	Lancar
3	10000000	1	4	2	6	46	Lancar
4	2000000	1	3	1	4	31	Lancar
5	2000000	0	3	1	4	35	Macet
6	1000000	1	3	1	4	31	Lancar
7	1500000	0	1	3	10	25	Lancar
8	1000000	0	2	1	10	45	Lancar
9	1250000	0	2	1	4	54	Macet

**Tabel 4.10** Prediksi Data *Testing Fold* ke-8 Metode *Classification Tree* (Lanjutan)

Debitur	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	Prediksi
10	5500000	1	2	3	4	54	Macet
11	1000000	0	1	2	10	51	Lancar
12	5000000	0	1	1	4	48	Macet
13	2500000	0	1	1	10	47	Macet
14	5000000	0	1	2	4	34	Macet
15	5000000	0	4	6	16	34	Macet

Berdasarkan data *testing* dalam *fold* ke-8 dapat dilakukan pengklasifikasian dengan cara menelusuri pohon klasifikasi yang dilakukan untuk menentukan kolektibilitas untuk masing-masing debitur. Debitur pertama memiliki karakteristik yaitu meminjam kredit sebesar Rp 5.000.000, berjenis kelamin laki-laki, memberikan agunan berupa SK pengangkatan pegawai kepada KUD Jaya, memiliki pekerjaan sebagai PNS, berusia 53 tahun dan diberikan jangka waktu selama 4 bulan dalam melunasi kreditnya. Debitur tersebut memiliki jangka waktu kurang dari 4,5 bulan, usia lebih dari 48 tahun dan jumlah jaminan lebih dari Rp 700.000, maka debitur tersebut diklasifikasikan memiliki kolektibilitas macet.

Debitur kedua merupakan debitur berjenis kelamin laki-laki berusia 50 tahun dengan jumlah pinjaman sebesar Rp 10.000.000, agunan yang diberikan berupa sertifikat tanah, bekerja sebagai PNS, jangka waktu pelunasan yang diberikan oleh KUD Jaya yaitu selama 12 bulan. Artinya, debitur tersebut memiliki jangka waktu pelunasan lebih dari 4,5 bulan, jumlah pinjaman lebih dari Rp 6.450.000 sehingga diklasifikasikan memiliki kolektibilitas lancar. Selanjutnya, hasil klasifikasi debitur ditampilkan dalam Tabel 4.10.

Nilai *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* untuk data *testing fold* ke-8 masing-masing sebesar 80%, 85,7143% dan 75%. Nilai *accuracy* sebesar 80%, artinya sebanyak 80% debitur tepat diklasifikasikan kedalam kolektibilitas macet dan kolektibilitas lancar. Nilai *sensitivity* sebesar 85,7143%, artinya sebanyak 85,7143% debitur dengan kolektibilitas macet tepat diklasifikasikan sebagai

kolektibilitas macet. Nilai *specificity* sebesar 75%, artinya terdapat 75% debitur dengan kolektibilitas lancar yang tepat diklasifikasikan ke dalam kolektibilitas lancar, namun 15% debitur salah diklasifikasikan ke dalam kolektibilitas macet.

#### 4.2.3 Perbandingan Performa Antar Metode

Setelah diperoleh nilai *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* dari metode Regresi Logistik Biner dan *Classification Tree*, maka dilakukan perbandingan metode berdasarkan nilai-nilai tersebut untuk memilih metode terbaik. Rangkuman hasil performa untuk kedua metode dapat dilihat pada Tabel 4.11 berikut.

**Tabel 4.11** Perbandingan Performa dari Metode Regresi Logistik Biner (RLB) dan *Classification Tree* (CTree)

Metode	<i>Accuracy</i>		<i>Sensitivity</i>		<i>Specificity</i>	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
RLB	64,4884	56,8205	55,3968	47,1429	72,6389	65,4167
CTree	84,9073	61,5897	83,9682	57,1429	85,7421	65,8333

Melalui Tabel 4.11 dapat diketahui bahwa metode *Classification Tree* memiliki nilai *accuracy*, *sensitivity*, *specificity* untuk data *training* dan *testing* lebih besar dibandingkan dengan metode Regresi Logistik Biner, sehingga metode terbaik yang digunakan untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit di Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso adalah dengan menggunakan metode *Classification Tree*.

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan untuk pengklasifikasian kolektibilitas debitur di KUD Jaya Bondowoso diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Persentase debitur yang memiliki kolektibilitas macet yaitu sebesar 47%, hal tersebut menandakan pihak pemberi kredit kurang akurat dalam penilaian terhadap kemampuan debitur. Kemampuan debitur perempuan dalam kelancaran pengembalian kredit lebih baik dibandingkan dengan debitur laki-laki. Sebagian besar debitur yang memiliki kolektibilitas macet berusia 54 tahun. Debitur yang bekerja sebagai petani memiliki persentase kolektibilitas lancar sama besar dibandingkan dengan kolektibilitas macet, sedangkan kemampuan pegawai negeri sipil dalam pengembalian kredit tergolong lancar karena sebagian besar menggunakan agunan berupa SK pengangkatan pegawai.
2. Variabel yang signifikan terhadap kolektibilitas debitur menggunakan metode Regresi Logistik Biner yaitu variabel agunan BPKB kendaraan bermotor dengan nilai *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* untuk data *testing* masing-masing sebesar 56,8205%, 47,1429% dan 65,4167%. Variabel yang paling penting dari hasil analisis menggunakan *Classification Tree* adalah variabel jangka waktu dengan nilai *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* lebih besar dibandingkan Regresi Logistik Biner yaitu 61,5897%, 57,1429% dan 65,8333% sehingga metode terbaik yang digunakan untuk memprediksi kelayakan pengajuan kredit di KUD Jaya adalah dengan menggunakan metode *Classification Tree*.

#### **5.2 Saran**

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu sebaiknya data yang digunakan dalam analisis memiliki ukuran

yang lebih besar, hal tersebut bertujuan untuk meningkatkan akurasi pengklasifikasian. Saran yang dapat diberikan bagi pihak Koperasi Unit Desa Jaya Sekarputih Bondowoso yaitu diperlukan beberapa variabel lain sesuai dengan prinsip-prinsip dalam pemberian kredit yaitu variabel yang memenuhi unsur *character*, *capital*, dan *condition of economy* yang tidak didapatkan dalam penelitian ini sehingga proses klasifikasi dalam memprediksi kolektibilitas calon debitur akan lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Breiman, L., Friedman, J. H., & Stone, C. J. (1993). *Classification and Regression Trees*. New York: Chapman Hall.
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3rd ed.). Canada: John Wiley & Sons.
- Firdaus, R. (2011). *Manajemen Perkreditan Bank Umum*. Bandung: Alfabeta.
- Gokgoz, E., & Subasi, A. (2015). Comparison of Decision Tree Algorithms for EMG Signal Classification Using DWT. *Biomedical Signal Processing and Control*(18), 138-144.
- Gorunescu, F. (2011). *Data Mining : Concepts, Models and Techniques*. Berlin: Springer.
- Gustifa, R. (2013). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kredit Macet Koperasi Simpan Pinjam Di Kota Padang*. Tugas Akhir S1, Universitas Andalas, Padang.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining Concepts and Techniques* (3rd ed.). USA: Morgan Kaufmann.
- Harun, B. (2010). *Penyelesaian Sengketa Kredit Bermasalah*. Yogyakarta: Pustaka Yustisia.
- Hermansyah. (2005). *Hukum Perbankan Nasional Indonesia*. Jakarta: Prenada Media.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Lewis, R. (2000). *An Introduction to Classification and Regression Trees (CART) Analysis*.
- Long, J. S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. Thousand Oaks: Sage Publications.
- Marlia, A. (2011). *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Pengembalian Kredit Bermasalah Oleh Debitur Gerai Kredit Verena Bogor*. Tugas Akhir S1, Institut Pertanian Bogor, Manajemen, Bogor.

- Martono. (2002). *Bank dan Lembaga Keuangan Lainnya*. Yogyakarta: Ekosiana.
- Melawati, Y. (2013). *Klasifikasi Keputusan Nasabah Dalam Pengambilan Kredit Menggunakan Model Regresi Logistik Biner dan Metode Classification and Regression Trees (CART) Studi Kasus pada Nasabah Bank Bjb*. Tugas Akhir S1, Universitas Pendidikan Indonesia, Bandung.
- Rivai, V., & Veithrizal, A. (2006). *Teori, Konsep, Prosedur, dan Aplikasi Panduan Praktis Mahasiswa, Bankir, dan Nasabah*. Jakarta: PT. Rajagrafindo Persada.
- Setiawan, & Kusriani, D. (2010). *Ekonometrika*. Yogyakarta: CV. ANDI OFFSET.
- Suyatno, T. (2007). *Dasar-Dasar Perkreditan*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Waluyo, A. (2014). *Perbandingan Klasifikasi Nasabah Kredit Menggunakan Regresi Logistik Biner dan CART (Classification and Regression Trees)*. Tugas Akhir S1, Universitas Diponegoro, Semarang.

## LAMPIRAN

**Lampiran 1.** Data Debitur KUD Jaya Sekarputih Bondowoso

Debitur	$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
1	0	4000000	1	1	3	22	56
2	0	7000000	1	1	4	24	36
3	0	7000000	1	4	2	22	30
4	0	2000000	0	1	1	24	37
5	0	2500000	0	1	1	18	55
6	0	2000000	0	4	2	18	41
7	1	8000000	0	1	5	24	36
8	1	7000000	0	1	1	24	37
9	1	8000000	0	1	5	24	38
10	0	3000000	0	4	2	12	30
...	...	...	...	...	...	...	...
75	1	2000000	0	1	1	4	45
76	0	2000000	0	4	2	10	34
77	1	7500000	1	1	3	12	28
78	1	5000000	0	4	2	12	48
79	0	1500000	0	1	1	10	36
80	0	2500000	0	1	1	10	47
...	...	...	...	...	...	...	...
142	0	3750000	0	1	1	4	31
143	0	6500000	0	4	2	4	50
144	0	10000000	1	2	1	4	39
145	0	900000	0	1	1	4	61
146	0	5000000	0	1	1	4	48
147	0	1240000	1	4	2	4	71
148	0	5000000	1	2	4	4	22

**Keterangan**

- $Y(0)$  : Kolektibilitas macet  
 $Y(1)$  : Kolektibilitas lancar  
 $X_1$  : Jumlah pinjaman  
 $X_2$  : Jenis kelamin  
 $X_3$  : Agunan  
 $X_4$  : Pekerjaan  
 $X_5$  : Jangka waktu pelunasan  
 $X_6$  : Usia

## Lampiran 2. *Syntax* Klasifikasi Metode Regresi Logistik Biner dengan *K-folds Cross Validation* Menggunakan *Software* Matlab

```

%-- Membaca Data
clear; clc;
Data = xlsread('D:/Kolektibilitas3.xlsx');
X = Data(:,2:13);
Y = Data(:,1)+1;

%-- RL dengan KCV
Y_Lancar = find(Y==2); Y_Macet = find(Y==1);
n1 = length(Y_Lancar); n0 = length(Y_Macet);
k1 = round(n1/10); k0 = round(n0/10);
sam_Lancar = randsample(Y_Lancar, n1, false);
sam_Macet = randsample(Y_Macet, n0, false);
for i=1:10
    %-- Membagi Data Menjadi Training & Testing
    if i==10
        Xtest = X([sam_Lancar((9*k1+1):n1);
                  sam_Macet((9*k0+1):n0)],:);
        Ytest = Y([sam_Lancar((9*k1+1):n1);
                  sam_Macet((9*k0+1):n0)]);
        Xtrain = X([sam_Lancar(1:(9*k1));
                   sam_Macet(1:(9*k0))],:);
        Ytrain = Y([sam_Lancar(1:(9*k1));
                   sam_Macet(1:(9*k0))]);
    elseif i==1
        Xtest = X([sam_Lancar(1:k1);
                  sam_Macet(1:k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Lancar(1:k1);
                  sam_Macet(1:k0)]);
        Xtrain = X([sam_Lancar((k1+1):n1);
                   sam_Macet((k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Lancar((k1+1):n1);
                   sam_Macet((k0+1):n0)]);
    else
        Xtest = X([sam_Lancar(((i-1)*k1+1):i*k1);
                  sam_Macet(((i-1)*k0+1):i*k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Lancar(((i-1)*k1+1):i*k1);
                  sam_Macet(((i-1)*k0+1):i*k0)]);
        Xtrain = X([sam_Lancar(1:((i-1)*k1));
                   sam_Lancar((i*k1+1):n1);
                   sam_Macet(1:((i-1)*k0));
                   sam_Macet((i*k0+1):n0)]);
        Ytrain = Y([sam_Lancar(1:((i-1)*k1));
                   sam_Lancar((i*k1+1):n1);
                   sam_Macet(1:((i-1)*k0));
                   sam_Macet((i*k0+1):n0)]);
    end
end

```

```

        sam_Macet(1:((i-1)*k0));
        sam_Macet((i*k0+1):n0)],:);
    Ytrain = Y([sam_Lancar(1:((i-1)*k1));
        sam_Lancar((i*k1+1):n1);
        sam_Macet(1:((i-1)*k0));
        sam_Macet((i*k0+1):n0)]);

    end;

Xtrainfold{i}=Xtrain;
Ytrainfold{i}=Ytrain;
Xtestfold{i}=Xtest;
Ytestfold{i}=Ytest;

%-- Model RL
[Model_RL_KCV{i},dev{i},stats{i}] =
mnrfit(Xtrain,Ytrain);

[Model_RL{i},dev{i},stats{i}]=mnrfit(Xtrainfold{i},Ytr
ainfold{i});
%-- Training
gy =
(Model_RL_KCV{i}(2:13)'*Xtrain'+Model_RL_KCV{i}(1));
prob = exp(gy)/(1+exp(gy));
Y_Fits = round(prob);
for j=1:length(prob)
    if prob(j)>0.53
        Y_Fits(j)=1;
    else
        Y_Fits(j)=2;
    end;
end;
CfM = confusionmat(Ytrain, Y_Fits);
Akurasi_RL_Train(i) =
sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_RL_Train(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_RL_Train(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;

%-- Testing
gy =
(Model_RL_KCV{i}(2:13)'*Xtest'+Model_RL_KCV{i}(1));
prob = exp(gy)/(1+exp(gy));
Y_Fits = round(prob);
for j=1:length(prob)

```

```
    if prob(j)>0.53
        Y_Fits(j)=1;
    else
        Y_Fits(j)=2;
    end;
end;
CfM = confusionmat(Ytest, Y_Fits);
Akurasi_RL_Test(i) = sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_RL_Test(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_RL_Test(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;
end;

Akurasi_RL_KCV = [mean(Akurasi_RL_Train)
mean(Akurasi_RL_Test)]
Sens_RL_KCV = [mean(Sens_RL_Train) mean(Sens_RL_Test)]
Spec_RL_KCV = [mean(Spec_RL_Train) mean(Spec_RL_Test)]

[Akurasi_RL_Train' Akurasi_RL_Test' Sens_RL_Train'
Sens_RL_Test' Spec_RL_Train' Spec_RL_Test']
```

### Lampiran 3. *Syntax* Klasifikasi Metode *Classification Tree* dengan *K-folds Cross Validation* Menggunakan *Software Matlab*

```

%-- Membaca Data
clear; clc;
Data = xlsread('D:/Kolektibilitas.xlsx');
X = Data(:,2:7);
Y = Data(:,1);

%-- CTree KCV
Y_Lancar = find(Y==1); Y_Macet = find(Y==0);
n1 = length(Y_Lancar); n0 = length(Y_Macet);
k1 = round(n1/10); k0 = round(n0/10);
sam_Lancar = randsample(Y_Lancar, n1, false);
sam_Macet = randsample(Y_Macet, n0, false);

for i=1:10
    %-- Membagi Data Menjadi Training & Testing
    if i==10
        Xtest = X([sam_Lancar((9*k1+1):n1);
                  sam_Macet((9*k0+1):n0)],:);
        Ytest = Y([sam_Lancar((9*k1+1):n1);
                  sam_Macet((9*k0+1):n0)]);
        Xtrain = X([sam_Lancar(1:(9*k1));
                   sam_Macet(1:(9*k0))],:);
        Ytrain = Y([sam_Lancar(1:(9*k1));
                   sam_Macet(1:(9*k0))]);
    elseif i==1
        Xtest = X([sam_Lancar(1:k1);
                  sam_Macet(1:k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Lancar(1:k1);
                  sam_Macet(1:k0)]);
        Xtrain = X([sam_Lancar((k1+1):n1);
                   sam_Macet((k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Lancar((k1+1):n1);
                   sam_Macet((k0+1):n0)]);
    else
        Xtest = X([sam_Lancar(((i-1)*k1+1):i*k1);
                  sam_Macet(((i-1)*k0+1):i*k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Lancar(((i-1)*k1+1):i*k1);
                  sam_Macet(((i-1)*k0+1):i*k0)]);
        Xtrain = X([sam_Lancar(1:((i-1)*k1));
                   sam_Macet(1:((i-1)*k0))]);
    end
end

```

```

        sam_Lancar((i*k1+1):n1);
        sam_Macet(1:((i-1)*k0));
        sam_Macet((i*k0+1):n0],:);
    Ytrain = Y([sam_Lancar(1:((i-1)*k1));
        sam_Lancar((i*k1+1):n1);
        sam_Macet(1:((i-1)*k0));
        sam_Macet((i*k0+1):n0)]);

    end;

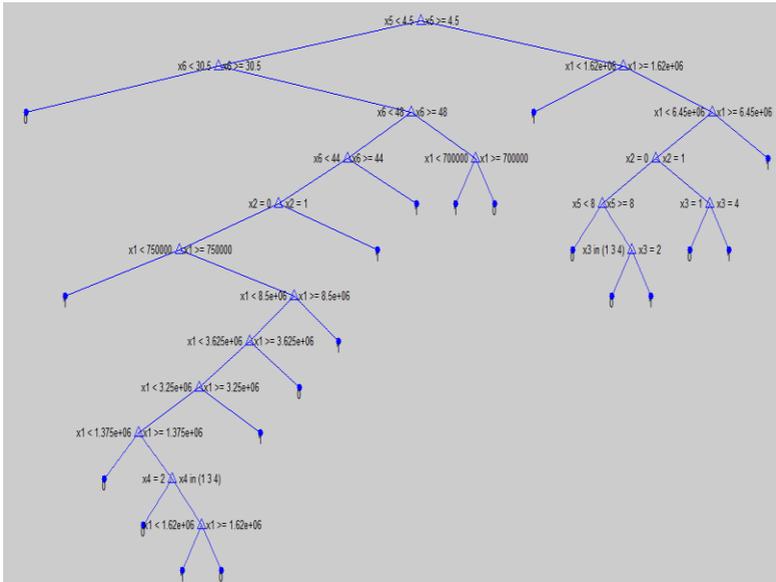
%-- Model CTree
Model_CTree_KCV{i} =
ClassificationTree.fit(Xtrain,Ytrain,'CategoricalPredi
ctors',[2 3 4]);

%-- Training
Y_Fits = predict(Model_CTree_KCV{i}, Xtrain);
CfM = confusionmat(Ytrain, Y_Fits);
Akurasi_CTree_Train(i) =
sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_CTree_Train(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_CTree_Train(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;

%-- Testing
Y_Fits = predict(Model_CTree_KCV{i}, Xtest);
CfM = confusionmat(Ytest, Y_Fits);
Akurasi_CTree_Test(i) =
sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_CTree_Test(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_CTree_Test(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;
end;
Akurasi_CTree_KCV = [mean(Akurasi_CTree_Train)
    mean(Akurasi_CTree_Test)]
Sens_CTree_KCV = [mean(Sens_CTree_Train)
    mean(Sens_CTree_Test)]
Spec_CTree_KCV = [mean(Spec_CTree_Train)
    mean(Spec_CTree_Test)]
[Akurasi_CTree_Train' Akurasi_CTree_Test'
    Sens_CTree_Train' Sens_CTree_Test'
    Spec_CTree_Train' Spec_CTree_Test']

```

## Lampiran 4. Pohon Klasifikasi *Fold* ke-8 Data Training



## Lampiran 5. Surat Penelitian di KUD Jaya Bondowoso

### SURAT KETERANGAN

1. Saya yang bertanda tangan di bawah ini menerangkan bahwa : Mahasiswa Statistika FMIPA-ITS dengan identitas berikut :  
 Nama : Yusril Izzi Arlisa Amiri  
 NRP : 1315 105 014  
 Telah mengambil data di instansi/perusahaan kami :  
 Nama Instansi : Koperasi Unit Desa "Jaya", Bondowoso  
 Divisi/ bagian : Unit Simpan Pinjam  
 sejak tanggal Februari 2017 sampai dengan April 2017 untuk keperluan Tugas Akhir Semester Genap 2016/ 2017.
2. Tidak Keberatan/~~Keberatan~~\* nama perusahaan dicantumkan dalam Tugas Akhir mahasiswa Statistika yang akan di simpan di Perpustakaan ITS dan dibaca di lingkungan ITS.
3. Tidak Keberatan/~~Keberatan~~\* bahwa hasil analisis data dari perusahaan dipublikasikan dalam E journal ITS yaitu Jurnal Sains dan Seni ITS.

Bondowoso, Mei

2017  
 Ketua KUD Jaya



Adi Kriesna, S.H.

\*(coret yang tidak perlu)

*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Jember, 10 Januari 1995 sebagai anak keempat dari empat bersaudara. Penulis bertempat tinggal di Perum. Tegal Besar Permai I L.2 Jember. Penulis telah menempuh pendidikan formal dimulai dari TK Sunan Bonang Jember, SD Negeri Balung Lor IV Jember, SMP Negeri 1 Jember, SMA Negeri 2 Jember dan Diploma III Departemen Statistika-ITS. Setelah lulus dari Diploma III, penulis melanjutkan studinya di Departemen Statistika FMIPA ITS Surabaya Program Studi S1 dengan NRP 1315 105 014 yang juga merupakan bagian dari keluarga besar S1 Lintas Jalur angkatan 2015. Selama perkuliahan di Departemen Statistika ITS penulis aktif mengikuti kegiatan organisasi mahasiswa dan kepanitiaan di KM ITS. Penulis pernah bergabung dalam organisasi kemahasiswaan, yakni sebagai staff departemen Hubungan Luar Badan Eksekutif Mahasiswa FMIPA-ITS periode 2013/2014 dan Himpunan Mahasiswa Diploma Statistika-ITS (HIMADATA-ITS) selaku sekretaris departemen PSDM periode 2014/2015. Selama perkuliahan, penulis mengembangkan minatnya dalam bidang mengajar dengan menjadi asisten dosen mata kuliah praktikum Pengantar Ilmu Komputer, Eksperimen Desain, Metode Regresi, Analisis Data Kualitatif dan Riset Sosial. Penulis mendapatkan kesempatan untuk melakukan Kerja Praktek bagian *quality control* di PT. Bambang Djaja Surabaya dan Otoritas Jasa Keuangan (OJK) Kabupaten Jember. Untuk kritik dan saran dapat dikirim melalui email penulis [yusril.izzi@gmail.com](mailto:yusril.izzi@gmail.com).