

## KOMPARASI SISTEM PENGAMBILAN KEPUTUSAN PADA STUDI KASUS DATA DI KOPERASI SIMPAN PINJAM BUDI UTAMA BALI

Ferdi Ari Hendrawan<sup>1)</sup>, Anggri Sartika Wiguna<sup>2)</sup>, Danang Aditya Nugraha<sup>3)</sup>

Universitas PGRI Kanjuruhan Malang, Jl. S. Supriadi, Malang, Indonesia

email: [Ferdiarihendrawan@gmail.com](mailto:Ferdiarihendrawan@gmail.com)

### Abstrak

Dalam dunia teknologi informasi karna melimpahnya data juga menjadi tantangan untuk menemukan pola pengetahuan yang baru. Dalam penelitian ini di fokuskan pada pengolahan data untuk pengambilan keputusan atau SPK. Menggunakan data mining sebagai alat yang memiliki peran penting untuk pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pengambilan keputusan pada nasabah kredit dan mengetahui hasil tingkat akurasi data kredit di koperasi Simpan Pinjam Budi Utama Bali. Penelitian ini menggunakan metode Algoritma C4.5 dan Algoritma Naive Bayes pada Algoritma C4.5 untuk tindak keputusannya menggunakan pohon keputusan yaitu Decision Tree yang mana akan dibandingkan dengan metode kedua yaitu Algoritma Naive Bayes pada penguian Algoritma Naive Bayes yang di uji adalah tingkat ke akurasian pada data yang diambil menggunakan Confusion Matrix dari kedua metode tersebut akan di komparasi.

### Kata Kunci :

Koperasi Simpan Pinjam, Sistem Pengambilan Keputusan (SPK), Algoritma C4.5, Algoritma Naive Bayes

### Abstract

In the world of information technology, because of the abundance of data, it is also a challenge to find new patterns of knowledge. In this study, the focus is on data processing for decision making or DSS. Using data mining as a tool that has an important role for decision making. This study aims to determine the decision making of credit customers and to find out the results of the accuracy of credit data in the Budi Utama Bali Savings and Loans cooperative. This study uses the C4.5 Algorithm and the Naive Bayes Algorithm on the C4.5 Algorithm to determine the decision using a decision tree, namely the Decision Tree which will be compared with the second method, namely the Naive Bayes Algorithm in testing the Naive Bayes Algorithm that is tested is the level of accuracy in the data. taken using the Confusion Matrix of the two methods will be compared.

### Keywords :

Savings and Loans Cooperative, Decision Making System (DMS), C4.5 Algorithm, Naive Bayes Algorithm

## 1. PENDAHULUAN

Lembaga keuangan yang bergerak dalam kegiatan simpan pinjam layaknya bank adalah koperasi, untuk operasionalnya dalam kementerian koperasi dan tidak mempunyai pengawasan dibawah Bank Indonesia (BI). Pihak lembaga keuangan koperasi juga menghimpun dana dari para anggota dan calon anggota baik berupa tabungan maupun deposito yang akan menyalurkan kepada anggota maupun calon anggota dengan mendapatkan keuntungan tertentu. Pihak koperasi memberikan pinjaman yang diperlukan anggota antara lain modal kerja, modal investasi, maupun pembelian barang-barang customer good sebagai contoh adalah pembelian TV, kulkas, kendaraan dan lain-lain demikian seterusnya dimana keuntungan koperasi pada akhir tahun yang bisa disebut dengan Sisa Hasil Usaha (SHU) (Adi Sucipto, 2015:1).

Penelitian sebelumnya Hari Wiyana (2018) ” Memprediksi Transaksi Nasabah Pada Koperasi Simpan Pinjam PT. Asuransi Staco Mandiri Dengan Algoritma C4.5 oleh menggunakan C4.5 terbukti efektif. Dari hasil penelitian, tersebut dapat dilihat bahwa transaksi nasabah sudah dapat dikenali sehingga pihak koperasi simpan bisa mengambil keputusan yang berkaitan dengan transaksi yang akan dilakukan oleh nasabah untuk masa yang akan datang. Menggunakan algoritma C4.5 dapat menghasilkan confiden 75% dan akurasi koperasi untuk menarik perhatian nasabah baru. Apabila akan menggunakan software maka dapat disesuaikan

**Komparasi Sistem Pengambilan Keputusan Pada Studi Kasus Data  
Di Koperasi Simpan Pinjam Budi Utama Bali**

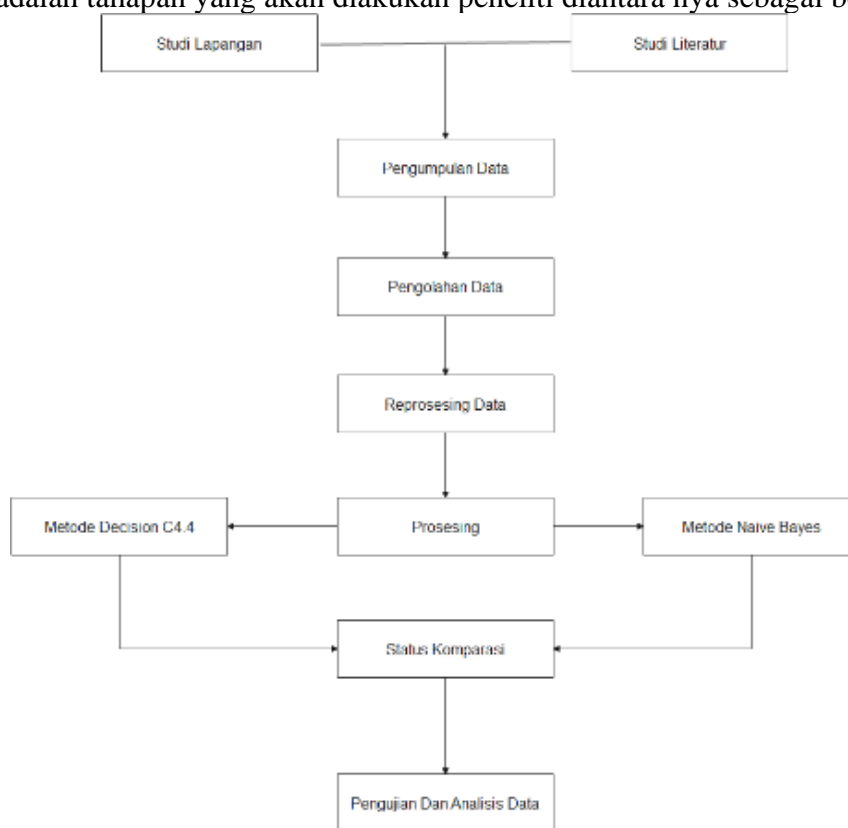
dengan kebutuhan, agar dapat menekan harga lebih efisien. Syifa Sintia Al Khautsar (2018) “Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Kredit Macet Pada Koperasi Simpan Pinjam”. Berdasarkan pengujian akurasi dari model yang dihasilkan diperoleh tingkat accuracy sebesar 59% sentivity (True Positive Rate (TP Rate) or Recall) sebesar 46,80%, specificity (False Negative Rate (FN Rate or Precision) Sebesar 69,81% Positive Predictive Value (PPV) sebesar 57,89% dan Negative Predictive Value (NPV) sebesar 59,67%. Berdasarkan hasil penelitian, pengujian hipotesis ini terbukti bahwa ada kaitan kriteria pekerjaan, status tempat tinggal, pendapatan perbulan, permohonan pinjaman dan cicilan perbulan dalam mengklarifikasi prediksi kredit macet pada koperasi simpan pinjam dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes*.

Model komparasi yang dihasilkan dari algoritma tersebut akan dibandingkan tingkat akurasinya. Dari hasil perbandingan akan didapatkan sebuah model komparasi terbaik yang dapat digunakan komparasi pengambilan keputusan pada study kasus di Koperasi Simpan Pinjam Budi Utama. Pada penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi bagi lembaga keuangan koperasi kredit terkait dalam memperkuat pertimbangan pengambilan keputusan.

## 2. METODE / ALGORITMA

### Tahapan penelitian

Dalam penelitian penerapan yang digunakan dalam data minung akan menggunakan metode Algoritma C4.5 dan Naive Bayes untuk pengambilan keputusan di Koperasi Simpan Pinjam Budi Utama. Untuk mendapatkan pengelompokan data yang meminjam ada beberapa tahapan. Dibawah ini adalah tahapan yang akan dilakukan peneliti diantara nya sebagai berikut :



Gambar 2.1 Tahapan Penelitian

### Studi lapangan

Studi lapangan adalah pengumpulan data dari sebuah unit perusahaan dengan mencatat data-data dari dokumen perusahaan tersebut.

#### 1. Wawancara

Adalah salah satu pengumpulan data yang melakukan wawancara atau diskusi langsung dengan unit kepala perusahaan, kepala bagian, karyawan dan lain-lain yang berhubungan dengan objek yang diteliti. Data-data yang dikumpulkan dalam penelitian ini adalah

- a. Data Peminjaman kredit
- b. Data mengenai koperasi
- c. Data nasabah koperasi

Dari studi lapangan tersebut hasil observasi yang diperoleh akan dilakukan perbandingan pengambilan tingkat akurasi di koperasi simpan pinjam budi utama.

### Studi literatur

Studi literatur adalah serangkaian pencarian referensi sebagai teori pengenalan, pengetahuan dan pemahaman dasar untuk konsep bidang yang berhubungan dengan sistem perbandingan pengambilan keputusan (SPK) data peminjaman kredit di koperasi simpan pinjam menggunakan metode Algoritma C4.5 dan Naive Bayes, sebagai berikut:

#### 1. Pengambilan Keputusan (SPK)

Pada tahapan ini akan menjelaskan tentang pengambilan keputusan, untuk menjelaskan masalah yang akan diselesaikan melalui proses pengumpulan data, pengolahan data dan hasil analisis yang akan dibuat

#### 2. Menggunakan metode Algoritma C4.5 dan Naive Bayes

#### 3. Menganalisa pengambilan keputusan data kredit di koperasi simpan pinjam

Literatur yang didapat memiliki dasar-dasar yang kuat dan didapatkan dari sumber yang terpercaya. Sumber data dan pembelajaran harus bersumber dari *ebook, buku, jurnal, paper* dan *penelitian yang telah dilakukan sebelumnya* supaya menjadikan referensi penelitian selanjutnya.

### Pengumpulan Data

Untuk mengetahui jawaban dari permasalahan dalam penelitian diperlukannya data untuk penunjang. Pengumpulan data yang digunakan adalah data primer dari data koperasi simpan pinjam Bali sebagai informasi data. Pengumpulan data adalah suatu proses untuk memperoleh data dan melakukan pengolahan. Teknik pengumpulan data merupakan langkah untuk menjalankan penelitian. Data yang diambil adalah data gejala pinjaman macet dan data peminjaman di Koperasi Simpan Pinjam. Format Data yang digunakan adalah Excel (.xlxs). Dalam penelitian ini penulis menggunakan teknik pengumpulan data melalui observasi, wawancara, serta studi Literatur.

Name	Date modified	Type	Size
1	16/11/2020 09.47	JPG File	244 KB
2	16/11/2020 09.52	JPG File	43 KB
3	17/11/2020 13.39	JPG File	230 KB
caba1	11/03/2021 17.01	Microsoft Excel W...	13 KB
coba	11/03/2021 16.45	Microsoft Excel W...	14 KB
data akurasi c4.5	11/03/2021 18.59	Microsoft Excel W...	10 KB
DATA PREPOSESING 2 1	11/03/2021 19.18	Microsoft Excel W...	49 KB
DATA PREPOSESING 2	11/03/2021 18.29	Microsoft Excel W...	43 KB
DATA PREPOSESING	21/02/2021 23.59	Microsoft Excel W...	21 KB
DATA PREPOSESING1	19/01/2021 15.04	Microsoft Excel W...	23 KB
dsaadw	22/11/2020 19.11	JPG File	61 KB
F48E4A20	13/01/2021 20.02	File	22 KB
GEJALA MACET	09/11/2020 19.58	Microsoft Excel W...	57 KB
HASIL MAPE	11/03/2021 18.28	Microsoft Word 9...	122 KB
Kartu Pinjaman	14/11/2020 20.58	Microsoft Excel 97...	1.536 KB
N KS RAT TH 2018	09/11/2020 19.59	Microsoft Excel 97...	132 KB
N KS RAT TH 2019	09/08/2020 21.43	Microsoft Excel 97...	126 KB
nilai MAPE	11/03/2021 18.27	SPSS Statistics Dat...	2 KB
Output MAPE	11/03/2021 18.28	SPSS Statistics Out...	13 KB
Pohon Keputusan C4.5 Koperasi	11/03/2021 18.31	Edraw.Document	16 KB
Pohon Keputusan C4.5 Koperasi	23/01/2021 18.21	JPG File	219 KB
RECAP BULANAN	09/11/2020 19.49	Microsoft Excel W...	427 KB

Gambar 2.2 Pengumpulan Data

### Pengolahan Data

Pada tahapan ini akan dilakukannya pengolahan data untuk mencari Reprosesing Data untuk perbandingan perhitungan antara Algoritma C4.5 dan Nave Bayes menggunakan Ms. Excel dengan menghitung tingkat akurasi Sistem Pengambilan Keputusan ( SPK ) dari kedua metode tersebut. Objek data yang diambil meliputi : No., Tanggal, Nama, Angsuran Pokok, Bunga, Simpanan Masuk, Jumlah Debit, jumlah kredit.

### Tabel Pengolahan Data

#### Reprosesing Data

Berdasarkan dari hasil data primer yang diolah menjadi reprocessing data didapatkan 152 data dengan data yang lancar ada 45, kurang lancar ada 37, dan macet ada 70. Dari hasil penelitian ini kebanyakan data yang diperoleh yaitu data yang macet. Data ini didapatkan dari hasil input data dalam satu tahun, dan diketahui banyak data yang macet, untuk meminimalisir data tersebut maka bisa dialokasikan ke beberapa pengelolaan untuk data selanjutnya karena banyaknya data yang macet dari pada data yang lancar disebabkan peminjaman yang cukup besar dan jangka waktu peminjaman yang kurang, sehingga banyak data yang menjadi macet atau kurang lancar dibandingkan data yang lancar.

### Tabel Reprosesing Data

#### Prosesesing

Setelah dilakukannya Reprosesing data akan diketahui banyak data yang macet dibandingkan data yang lancar, sehingga diperlukan proses perhitungan data dan proses itu menggunakan data mining yaitu metode Algoritma C4.5 dan Naive Bayes untuk mengetahui hasil perbandingan tingkat akurasi dari hasil data tersebut untuk dapat mengambil keputusan tingkat kemacetan kredit pada Koperasi Simpan Pinjam Budi Utama menggunakan metode Algoritma C4.5 dan Naive Bayes.

### **Metode Algoritma C4.5**

Berdasarkan teori diatas, dalam penelitian ini terdapat dua macam variabel, yaitu variabel dependen (bergantung) dan variabel independen (bebas). Dari data yang diambil dari koperasi yang sudah dilakukan *preprocessing* maka perhitungan akurasi pada data *training* menggunakan Algoritma C4.5 yang bisa diketahui tingkat akurasinya.

### **Metode Naive Bayes**

Berdasarkan uji hasil dari data koperasi yang sudah dilakukan *preprocessing* maka perhitungan akurasi data traning menggunakan Algoritma *Naive Bayes* dapat diketahui dari tingkat akurasinya.

### **Komparasi Algoritma**

Pada tahapan ini dilakukan perbandingan nilai precision, recall dan accuracy pada masing-masing algoritma disetiap kasus. Setelah itu, dilakukan rekapitulasi hasil dari masing-masing algoritma sehingga data diambil kesimpulan algoritma terbaik untuk setiap kasus.

### **Pengujian dan Analisis Hasil**

Pada pengujian yang dilakukan untuk memastikan tingkat akurasi yang telah dibuat untuk pengambilan keputusan (SPK) dapat berjalan sesuai yang diharapkan. Permasalahan yang di angkat pada penelitian ini adalah mengkomparasi dari dua metode yaitu Algoritma C4.5 dan Naive Bayes untuk mencari tingkat akurasi kredit atau pinjaman di koperasi simpan pinjam. Dengan demikian dibutuhkan data primer dari jumlah nasabah yang meminjam dikoperasi simpan pinjam Budi Utama Bali.

## **3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **Pengujian**

Hasil dari penelitian ini yang berjudul Komparasi Sistem Pengambilan Keputusan pada studi Kasus Data Simpan Pinjam Budi Utama Bali adalah sebagai berikut:

Pengujian pertama yang dilakukan yaitu menggunakan dua faktor antara lain pengujian menggunakan uji traning 80% dan uji testing 20% dan faktor kedua menggunakan uji traning yaitu dari pengujian seluruh data untuk mencari cofieden matrix.

Pengujian kedua yang dilakukan yaitu menggunakan seluruh data yaitu 152 data dan diambil sistem prediksi dari 152 data tersebut.

Pengujian Algoritma C4.5 (Uji Traning Dan Testing)

Tabel 1. Pengujian Algoritma C4.5

Node 1	kolekibilitas					
		Total	Macet	Lancar	Entropy	Gain
	total	122	37	85	0,885261894	
						0,262370098
Jangka Waktu	<= 30 Bulan	105	31	74	0,875391854	
	>30 Bulan	17	6	11	0,936667382	
						0,370026722
Pokok Pinjaman	<= 20.000.000	99	28	71	0,859275981	
	>20.000.000	23	9	14	0,965636133	
						0,135727922
Jumlah Angsuran	<=3.000.000	113	34	79	0,882369974	
	>3.000.0000	9	3	6	0,918295834	
						1,231554574
Sisa Pinjaman	<=5.000.000	53	19	53	0,530563507	
	>5.000.000	69	18	32	1,019819896	

**Entropy**

Entropy Menghitung nilai total kasus keseluruhan berdasarkan jumlah kasus yang macet dan lancar kemudian akan diproses dengan mencari nilai Entropy dari setiap atribut dan dapat di tunjukan pada rumus :

$$Entropy(S) = \sum -p_j \log_2 p_j$$

$$Entropy (S) \text{ total} = ((-37/122) * \log_2 (37/122)) + ((- 85/122) * \log_2 (85/122)) = 0,885$$

Perhitungan untuk nilai entropy pada setiap atribut , dibawah ini merupakan proses perhitungannya. Menghitung nilai entropy untuk S <=30 Bulan S >30 Bulan untuk jumlah Jangka :

$$Entropy (<=30Bulan) = ((-31/105) * \log_2 (31/105)) + ((-74/105) * \log_2 (74/105)) = 0,519 + 0,355 = 0,875$$

$$Entropy (>30 Bulan) = ((-6/17) * \log_2 (6/17)) + ((-11/17) * \log_2 (11/17)) = 0,530 + 0,406 = 0,936$$

**Information Gain**

Perhitungan nilai Gain setiap himpunan atribut, dibawah ini proses perhitungannya, dibawah ini proses perhitungannya. Menghitung nilai Gain dapat ditunjukkan pada rumus :

$$Gain(A) = Entropy(S) - \sum |S_i|/|S| \times Entropy(S_i)$$

$$\begin{aligned} \text{Gain (Jangka Waktu)} \\ &= 0,885 - ((105/122 * 0,875) + (17/122 * 0,936)) \\ &= 0,262 \end{aligned}$$

**Tabel Kelas Prediksi C4.5 (Uji Training Dan Testing)**

Cara perhitungannya tabel Class prediksi adalah menghitung seluruh nilai kolekbilitas yang mana nilai tersebut didapatkan dari nilai setiap atribut yang kolekbilitas sudah dihitung dan akan mendapatkan nilai prediksi. Jika nilai kelas prediksi Lancar lebih besar dari nilai dari kelas prediksi Macet maka akan didapatkan Lancar dan jika kelas prediksi Lancar lebih kecil dari prediksi Macet maka akan menghasilkan Macet.

**Hasil Confusion Matrix C4.5 (Uji Training dan Testing)**

Tabel 2. Pengujian Algoritma C4.5

C4.5	Confusion Matrix	
	Prediksi	
Aktual	Lancar	Macet
Lancar	22	7
Macet	0	1

Berdasarkan hasil Confusion Matrix pada algoritma C4.5 memprediksikan dari hasil kredit macet dengan jumlah 30 nasabah. Dapat dilihat jika confusion matrix di atas memprediksikan ada 0 nasabah yang di prediksi negative macet (FN), dan 7 nasabah yang diprediksikan positif lancar (FP).

Tabel 3. Hasil Confusion Matrix C4.5 (Uji Training dan Testing)

AKURASI	76,67%
PRESISI	75,86%
RECALL	100%

Dan Mendapatkan akurasi yaitu 70% Nilai Presisi 100% dan Nilai Recall 100%

Dengan sistem perhitungan akurasi :

$$\text{Akurasi} = (A+D) / (A+C+D)$$

$$\text{Akurasi} = (22+2) / (22+0+1)$$

$$\text{Presisi} = A / (A+B)$$

$$\text{Presisi} = 22 / (22+7)$$

$$\text{Recall} = A / (A+C)$$

$$\text{Recall} = 22 / (22+0)$$

**Pengujian Algoritma C4.5 (Uji X sample)**

Tabel 4. Pengujian Algoritma C4.5 (Uji X sample)

Node 1	koleabilitas			Entropy	Gain
	Total	Macet	Lancar		
	total	152	45	107	0,876412008
					0,218124789
Jangka Waktu	<= 30 Bulan	134	39	95	0,870067031
	>30 Bulan	18	6	12	0,918295834
					0,151749423
Pokok Pinjaman	<= 20.000.000	127	45	92	0,867312699
	>20.000.000	25	0	15	0
					0,109041961
Jumlah Angsuran	<=3.000.000	143	42	101	0,873460907
	>3.000.0000	9	3	6	0,918295834
					0,736948499
Sisa Pinjaman	<=5.000.000	93	24	69	0,823811633
	>5.000.000	59	21	38	0,939254721

**Hasil Confusion Matrix C4.5 (Uji X sampel)**

Tabel 5. Confusion Matrix C4.5 ( Uji Sampel)

C4.5	Confusion Matrix	
	Prediksi	
Aktual	Lancar	Macet
Lancar	107	33
Macet	0	12

Berdasarkan hasil Confusion Matrix pada algoritma C4.5 memprediksikan dari hasil kredit macet dengan jumlah 152 nasabah. Dapat dilihat jika confusion matrix di atas memprediksikan ada 0 nasabah yang di prediksi negative macet (FN), dan 33 nasabah yang diprediksikan positif lancar (FP).

Tabel 6. Hasil Confusion Matrix C4.5 (Uji Sampel)

AKURASI	78,29%
PRESISI	76,43%



RECALL	100%

Dan Mendapatkan akurasi yaitu 70% Nilai Presisi 100% dan Nilai Recall 100%

Dengan sistem perhitungan akurasi :

$$\text{Akurasi} = (A+D)/(A+C+D)$$

$$\text{Akurasi} = (107+12)/(107+0+12)$$

$$\text{Presisi} = A/(A+B)$$

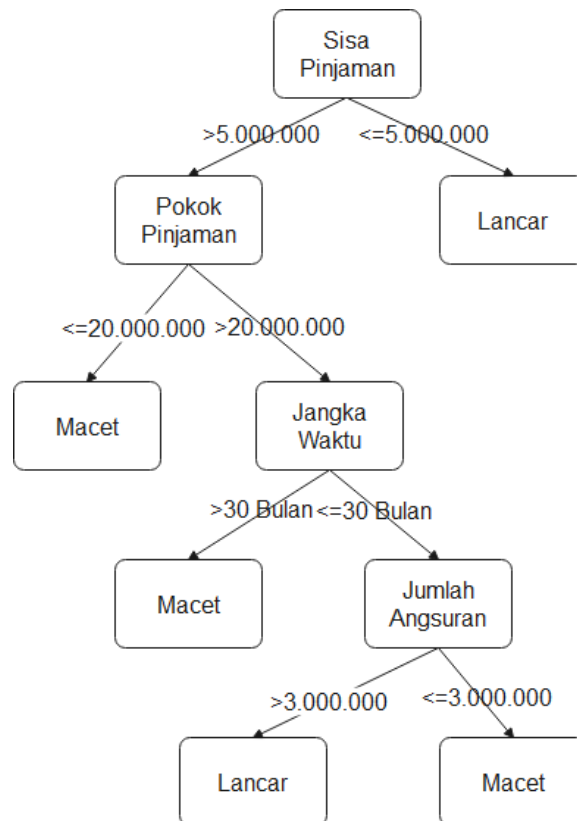
$$\text{Presisi} = 107/(107+33)$$

$$\text{Recall} = A/(A+C)$$

$$\text{Recall} = 107/(107+0)$$

### Proses Pembuatan Pohon Keputusan

Dari hasil perhitungan pada tabel dapat diketahui nilai Gain yang terbesar yaitu 0,736 adalah himpunan Sisa Pinjaman, Maka hasil pohon keputusan sementara dapat dilihat pada gambar di bawah ini :



Gambar 3.1 Pohon Keputusan Node 1

Dengan memperhatikan pohon keputusan pada gambar diketahui bahwa semua kasus sudah masuk Class, dengan demikian pohon keputusan terakhir yang terbentuk. Dihasilkan sejumlah aturan dalam pohon tersebut. Berikut ini aturan yang dihasilkan pada pohon keputusan akhir sebagai berikut :

“Jika Sisa Pinjaman<=5.000.000 maka= Lancar”

“Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman <=20.000.000 maka =Macet”

“Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman Jangka Waktu >30 Bulan maka= Macet”

“Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman Jangka Waktu Jumlah Angsuran <=3.000.000 maka =Macet”

“Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman Jangka Waktu Jumlah Angsuran >3.000.000 maka=Lancar”

**Pengujian Algoritma Naive Bayes (Uji Traning Dan Testing)**

Tabel 7. Pengujian Naive Bayes (Uji Traning dan Testing )

Probabilitas Class	
Class	Nilai
Macet	30%
Lancar	70%

Dalam Penelitian ini ditentukan dua Class yaitu Macet dan Lancar Tabel diatas menjelaskan bahwa terdapat 37 data Macet dari 122 data yang digunakan sebagai data latih sehingga memiliki nilai probabilitas 30% dan 85 data Lancar dari 122 data sehingga nilai probabilitas adalah 70%.

Hasil perhitungan Probabilitas posterior pada tiap atribut perClass. Terdapat 4 atribut yang digunakan dalam penelitian ini, berikut hasil perhitungan probabilitas posterior masing-masing atribut :

Tabel 8. Nilai Probabilitas Jangka Waktu (Traning dan Testing)

Jangka Waktu	Macet	Lancar
<=30	84%	87%
>30	16%	13%

Tabel diatas menjelaskan bahwa, pada kriteria jangka waktu <=30 Bulan yang dinyatakan Macet terdapat 31 data dari 122 data, sehingga probabilitas Macet diperoleh 84% sedangkan pada jangka waktu Bulan tersebut tersebut yang dinyatakan Lancar terdapat 74 data dari 122 data , sehingga memiliki nilai probabilitas 87%.

Cara perhitungannya adalah dengan membagi total data jangka waktu <=30 Bulan yang Macet dengan total data macet untuk mencari nilai probabilitas macetnya, dan untuk mencari probabilitas macet adalah membagi total data kriteria jangka waktu >30 Bulan yang Lancar dengan total data Lancar. Berlaku Untuk Menghitung nilai probabilitas atribut. Jangka waktu dengan beberapa Class didalamnya seperti pada tabel diatas.

Perhitungan yang sama juga berlaku untuk 3 atribut lainnya yaitu Pokok Pinjaman, Jumlah Angsuran dan Sisa Pinjaman, yang hasilnya ditampilkan pada tabel-tabel di bawah ini :

Tabel 9. Nilai Probabilitas Pokok Pinjaman (Traning dan Testing)

Pokok Pinjaman	Macet	Lancar
<=20000000	46%	42%
>20000000	54%	58%

Tabel 10. Nilai Probabilitas Jumlah Angsuran (Traning dan Testing)

Jumlah Angsuran	Macet	Lancar
<=30000000	92%	93%
>30000000	8%	7%

Tabel 11. Nilai Probabilitas Sisa Pinjaman (Traning dan Testing)

Sisa Pinjaman	Macet	Lancar
<=5000000	51%	62%
>5000000	49%	38%

Cara perhitunganya tabel Class prediksi adalah menghitung seluruh nilai probabilitas yang mana nilai tersebut didapatkan dari nilai setiap atribut yang probabilitinya sudah dihitung dan akan mendapakat nilai prediksi. Jika nilai kelas prediksi Macet lebih besar dari nilai dari kelas prediksi Lancar maka akan didapatkan Macet dan jika kelas predisi Macet lebih kecil dari prediksi lancar maka akan menghasilkan lancar. Seperti tabel yang di bawah ini :

Tabel 12. Nilai Prediksi Naive Bayes (Traning dan Testing)

Jangka Waktu	Pokok Pinjaman	Jumlah Angsuran	Sisa Pinjaman	Class	Class prediksi	Macet	Lancar
10	1.500.000	195.000	1.200.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
20	5.000.000	350.000	5.000.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
24	15.000.000	925.000	10.363.500	Lancar	Lancar	0,052191	0,089886544
10	3.500.000	195.000	3.500.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
12	15.000.000	1.550.000	7.494.500	Lancar	Lancar	0,052191	0,089886544
12	4.000.000	413.333	2.666.500	Macet	Lancar	0,055091	0,148874588
10	5.000.000	600.000	3.000.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
20	8.000.000	560.000	6.169.500	Lancar	Lancar	0,052191	0,089886544
24	2.500.000	154.166	1.451.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
12	5.000.000	541.666	2.887.500	Macet	Lancar	0,055091	0,148874588
48	10.000.000	408.333	4.899.167	Lancar	Lancar	0,010663	0,022130006
24	10.000.000	616.666	4.558.674	Macet	Lancar	0,055091	0,148874588
24	5.000.000	333.333	4.791.667	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
12	20.000.000	2.066.666	14.844.000	Macet	Lancar	0,052191	0,089886544
10	4.000.000	480.000	1.864.700	Macet	Lancar	0,055091	0,148874588
24	2.000.000	123.333	996.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
10	5.000.000	600.000	3.150.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
20	3.500.000	245.000	2.497.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
20	1.500.000	105.000	1.500.000	Macet	Lancar	0,055091	0,148874588
10	2.000.000	240.000	1.800.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
10	5.000.000	600.000	2.246.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
20	31.200.000	600.000	31.200.000	Macet	Lancar	0,061401	0,122345574
24	24.000.000	1.480.000	9.000.000	Lancar	Lancar	0,061401	0,122345574
20	10.000.000	750.000	6.000.000	Macet	Lancar	0,052191	0,089886544
12	3.500.000	379.166	3.287.500	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
20	5.000.000	350.000	1.000.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
10	6.000.000	720.000	2.673.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
12	7.000.000	758.333	5.833.334	Lancar	Lancar	0,052191	0,089886544
12	5.000.000	516.666	1.642.000	Lancar	Lancar	0,055091	0,148874588
12	15.000.000	1.550.000	9.069.000	Lancar	Lancar	0,052191	0,089886544

**Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Training Dan Testing)**

Tabel 13. Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Training dan Testing)

Naive Bayes	Confusion Matrix	
	Prediksi	
Aktual	Lancar	Macet
Lancar	22	0
Macet	8	0

Berdasarkan hasil Confusion Matrix pada algoritma Naive Bayes memprediksikan dari hasil kredit macet dengan jumlah 30 nasabah. Dapat dilihat jika confusion matrix di atas memprediksikan ada 8 nasabah yang di prediksi negative macet (FN), dan 0 nasabah yang diprediksikan positif macet (FP).

Tabel 14. Hasil Confusion Matrix Naive Bayes ( Uji Training dan Testing)

AKURASI	73,33%
PRESISI	100%
RECALL	73%

Dan Mendapatkan akurasi yaitu 73% Nilai Presisi 100% dan Nilai Recall 73% Dengan sistem perhitungan akurasi :

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= (A+D)/(A+C+D) \\ \text{Akurasi} &= (22+0)/(22+8+0) \\ \text{Presisi} &= A/(A+B) \\ \text{Presisi} &= 22/(22+0) \\ \text{Recall} &= A/(A+C) \\ \text{Recall} &= 22/(22+8) \end{aligned}$$

**Pengujian Algoritma Naive Bayes (Uji Sampel)**

Tabel 15. Pengujian Algoritma Naive Bayes (Uji Sampel)

Probabilitas Class	
Class	Nilai
Macet	30%
Lancar	70%

Hasil perhitungan Probabilitas posterior pada tiap atribut perClass. Terdapat 4 atribut yang digunakan dalam penelitian ini, berikut hasil perhitungan probabilitas posterior masing-masing atribut :

Tabel 16. Nilai Probabilitas Pokok Pinjaman (Uji Sampel)

Jangka Waktu	Macet	Lancar
<=30	87%	89%
>30	13%	11%
Pokok Pinjaman	MACET	LANCAR
<=20000000	78%	86%
>20000000	22%	14%

Tabel 17. Nilai Probabilitas Pokok Pinjaman (Uji Sampel)

Jumlah Angsuran	MACET	LANCAR
<=3000000	93%	94%
>30000000	7%	6%

Tabel 18. Nilai Probabilitas Jumlah Angsuran (Uji Sampel)

Sisa Pinjaman	MACET	LANCAR
<=5000000	53%	64%
>5000000	47%	36%

**Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Sampel)**

Tabel 19. Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Sampel)

Naive Bayes	Confusion Matrix	
	Prediksi	
	Lancar	Macet
Aktual		
Lancar	99	41
Macet	8	4

Berdasarkan hasil Confusion Matrix pada algoritma Naive Bayes memprediksikan dari hasil kredit macet dengan jumlah 152 nasabah. Dapat dilihat jika confusion matrix di atas memprediksikan ada 8 nasabah yang di prediksi negative macet (FN), dan 41 nasabah yang diprediksikan positif macet (FP).

Tabel 20. Hasil Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Sampel)

AKURASI	67,76%
PRESISI	70,71%
RECALL	93%

Dan Mendapatkan akurasi yaitu 67,76% Nilai Presisi 60,71% dan Nilai Recall 93%

Dengan sistem perhitungan akurasi :

$$\text{Akurasi} = (A+D) / (A+C+D)$$

$$\text{Akurasi} = (99+4) / (99+8+4)$$

$$\text{Presisi} = A / (A+B)$$

$$\text{Presisi} = 99 / (99+41)$$

$$\text{Recall} = A / (A+C)$$

$$\text{Recall} = 99 / (99+8)$$

**Metode Pengujian Error**

Berdasarkan pada tabel dibawah ini dapat dilihat nilai pengujian Mape Menggunakan Data Testing didapatkan nilai error yaitu 26,45% dari nilai ((target–Hasil)/Target\*95%).

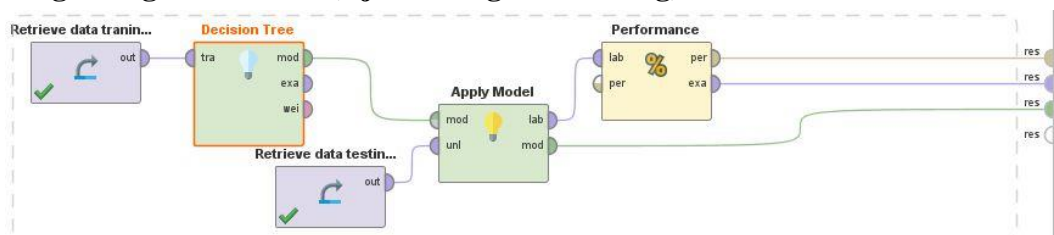
Tabel 21. Pengujian Error MAPE

Class	TARGET	HASIL	(target-hasil)/target	MAPE %
Lancar	22	29	-30,2273	26,45
Macet	8	1	83,125	

**Rapid Miner Dan SPSS**

Berikut ini adalah hasil implementasi ke dalam tools Rapid Miner dan SPSS. Dimana pada gambar dibawah menunjukkan implementasi perhitungan otomatis menggunakan rapid miner untuk mendapatkan hasil prediksi, akurasi, presisi, recall MAPE dari metode C4.5 dan Naive Bayes bahwa yang dihasilkan oleh aplikasi sama dengan perhitungan manual. Yang dapat di lihat pada gambar di bawah ini :

**Perhitungan Algorithm C4.5 (Uji Traning dan Testing)**



Gambar 3.2 Perhitungan Rapidminer C4.5 (Uji Traning dan Testing)

Row No.	Class	prediction(C...	confidence(...	confidence(...	Jangka Wak...	Pokok Pinja...	Jumlah Ang...	Sisa Pinjam...
1	Lancar	Lancar	0.682	0.318	10	1500000	195000	1200000
2	Lancar	Lancar	0.682	0.318	20	5000000	350000	5000000
3	Lancar	Lancar	0.682	0.318	24	15000000	925000	10363500
4	Lancar	Lancar	0.682	0.318	10	3500000	195000	3500000
5	Lancar	Lancar	0.682	0.318	12	15000000	1550000	7494500
6	Macet	Lancar	0.682	0.318	12	4000000	413333	2666500
7	Lancar	Lancar	0.682	0.318	10	5000000	600000	3000000
8	Lancar	Lancar	0.682	0.318	20	8000000	560000	6169500
9	Lancar	Lancar	0.682	0.318	24	2500000	154166	1451000
10	Macet	Lancar	0.682	0.318	12	5000000	541666	2887500
11	Lancar	Lancar	0.682	0.318	48	10000000	408333	4899167
12	Macet	Lancar	0.682	0.318	24	10000000	616666	4558674
13	Lancar	Lancar	0.682	0.318	24	5000000	333333	4791667
14	Macet	Lancar	1	0	12	20000000	2066666	14844000
15	Macet	Lancar	0.682	0.318	10	4000000	480000	1864700

ExampleSet (30 examples, 4 special attributes, 4 regular attributes)

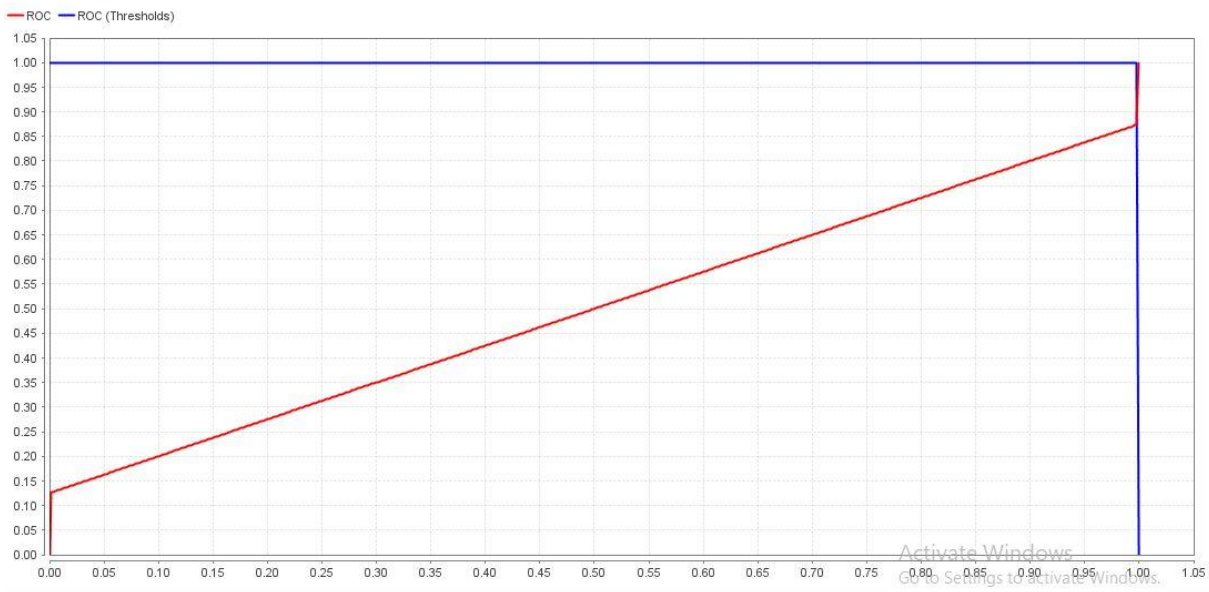
Gambar 3.3 Hasil Prediksi C4.5 (Training dan Testing)

accuracy: 76.67%

	true Lancar	true Macet	class precision
pred. Lancar	22	7	75.86%
pred. Macet	0	1	100.00%
class recall	100.00%	12.50%	

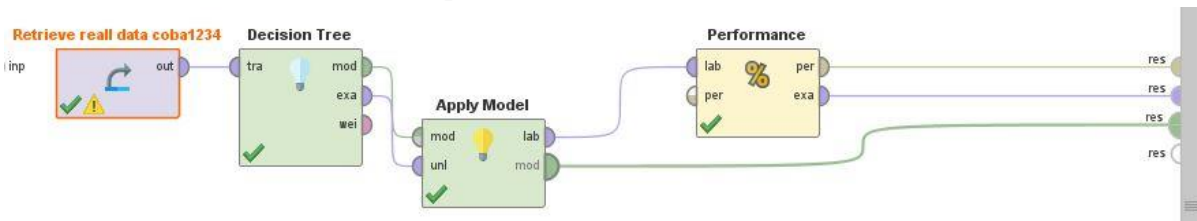
Gambar 3.4 Hasil Confusion Matrix C4.5 (Traning dan Testing)

AUC: 0.500 (positive class: Macet)



Gambar 3.5 Hasil AUC Confusion Matric C4.5 (Traning dan Testing)

**Perhitungan Algoritma C4.5 (X Sample)**



Gambar 3.6 Rapidminer C4.5 Uji Sampel

Row No. ↑	Class	prediction(C...	confidence(...	confidence(...	Jangka Wak...	Pokok Pinja...	Jumlah Ang...	Sisa Pinjam...
1	Lancar	Lancar	0.705	0.295	24	15000000	300000	15000000
2	Lancar	Lancar	1	0	10	54000000	100000	50000000
3	Lancar	Lancar	0.705	0.295	20	4000000	280000	3800000
4	Lancar	Lancar	1	0	12	7000000	431.667	4783000
5	Lancar	Lancar	0.705	0.295	20	4000000	280000	1863000
6	Lancar	Lancar	0.705	0.295	24	4000000	246666	3665700
7	Lancar	Lancar	0.705	0.295	10	10000000	1200000	3665700
8	Macet	Lancar	0.705	0.295	10	2000000	240000	1372000
9	Lancar	Lancar	0.705	0.295	12	15000000	1550000	9069000
10	Macet	Lancar	0.705	0.295	12	5000000	516666	416674
11	Lancar	Lancar	1	0	20	200000000	2100000	26970000
12	Macet	Lancar	0.705	0.295	10	3000000	360000	1525000
13	Lancar	Lancar	0.705	0.295	10	5000000	600000	2000000
14	Lancar	Lancar	1	0	10	2000000	250000	200000
15	Macet	Lancar	0.705	0.295	10	5000000	600000	4143000

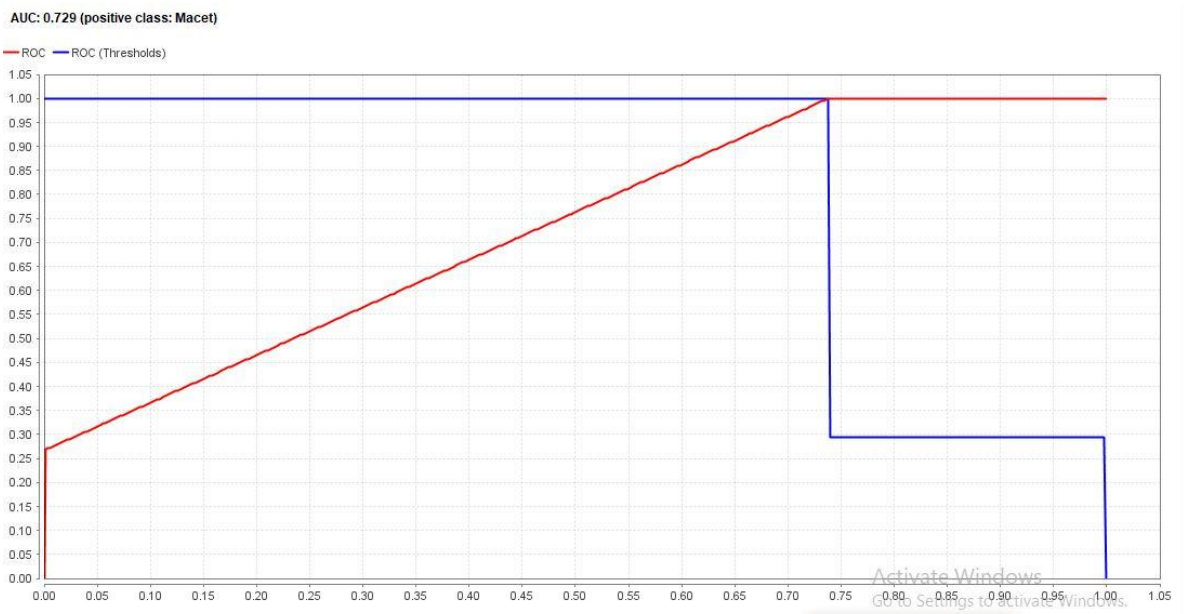
ExampleSet (152 examples, 4 special attributes, 4 regular attributes)

Gambar 3.7 Hasil Prediksi C4.5 (Uji Sampel)

accuracy: 78.29%

	true Lancar	true Macet	class precision
pred. Lancar	107	33	76.43%
pred. Macet	0	12	100.00%
class recall	100.00%	26.67%	

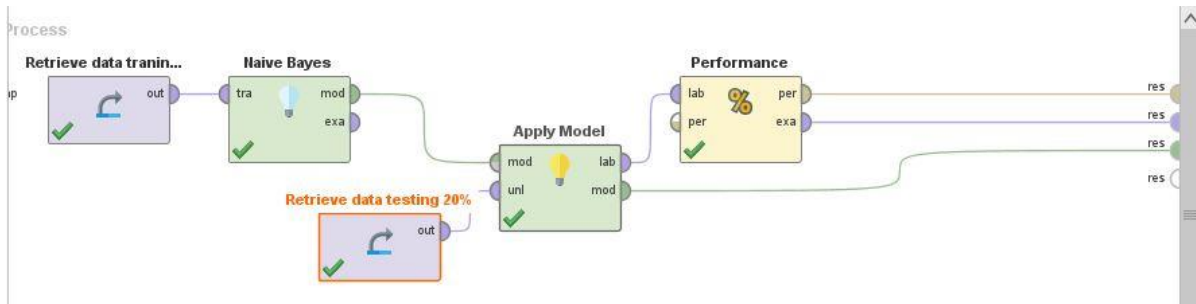
Gambar 3.8 Hasil Confusion Matrix C4.5 (Uji Sampel)



Gambar 3.9 Hasil AUC C4.5 (Uji Sampel)



Perhitungan Algoritma Naive Bayes (Uji Traning Dan Testing)



Gambar 3.10 Hasil Rapidminer Naive Bayes (Uji Traning dan Testing)

## SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Class

Class Lancar (0.697)

4 distributions

Class Macet (0.303)

4 distributions

Gambar 3.11 Hasil Probabilitas Lancar dan Macet Naive Bayes (Uji Traning dan Testing)

Row No.	Class	prediction(C...	confidence(...	confidence(...	Jangka Wak...	Pokok Pinja...	Jumlah Ang...	Sisa Pinjam...
1	Lancar	Lancar	0.830	0.170	10	1500000	195000	1200000
2	Lancar	Lancar	0.825	0.175	20	5000000	350000	5000000
3	Lancar	Lancar	0.817	0.183	24	15000000	925000	10363500
4	Lancar	Lancar	0.831	0.169	10	3500000	195000	3500000
5	Lancar	Lancar	0.803	0.197	12	15000000	1550000	7494500
6	Macet	Lancar	0.834	0.166	12	4000000	413333	2666500
7	Lancar	Lancar	0.839	0.161	10	5000000	600000	3000000
8	Lancar	Lancar	0.827	0.173	20	8000000	560000	6169500
9	Lancar	Lancar	0.816	0.184	24	2500000	154166	1451000
10	Macet	Lancar	0.836	0.164	12	5000000	541666	2887500
11	Lancar	Lancar	0.835	0.165	48	10000000	408333	4899167
12	Macet	Lancar	0.826	0.174	24	10000000	616666	4558674
13	Lancar	Lancar	0.823	0.177	24	5000000	333333	4791667
14	Macet	Lancar	0.729	0.271	12	20000000	2066666	14844000
15	Macet	Lancar	0.837	0.163	10	4000000	480000	1864700

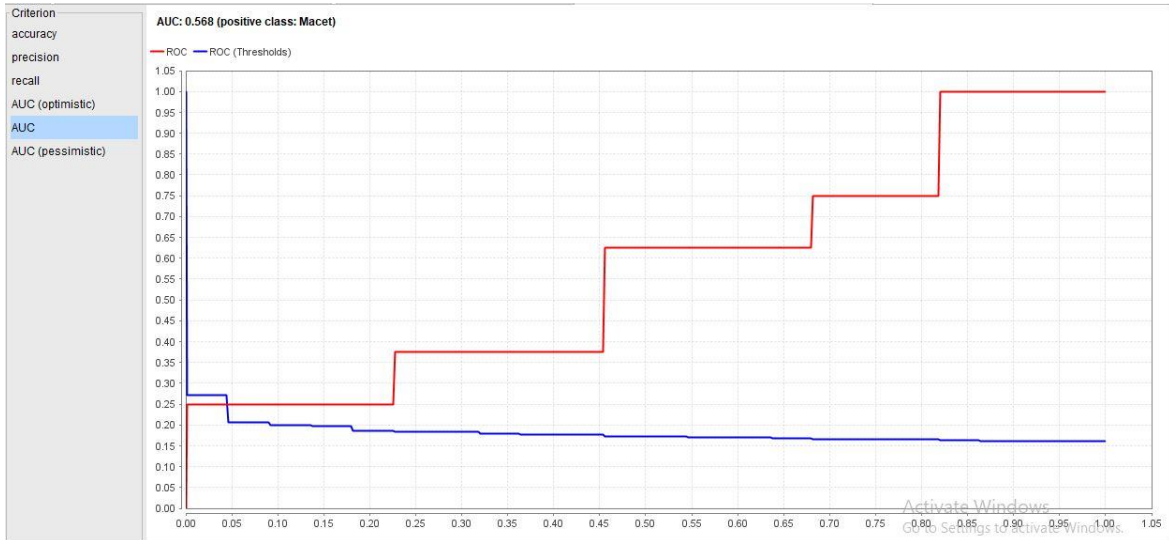
ExampleSet(20 examples, 4 special attributes, 4 regular attributes)

Gambar 3.12 Hasil Prediksi Naive Bayes (Uji Traning dan Testing)

accuracy: 73.33%

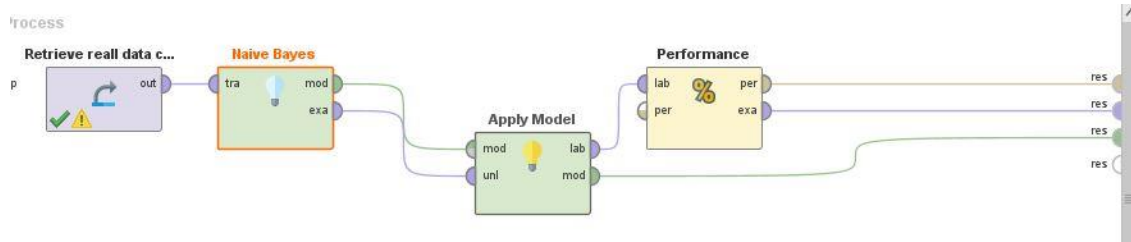
	true Lancar	true Macet	class precision
pred. Lancar	22	8	73.33%
pred. Macet	0	0	0.00%
class recall	100.00%	0.00%	

Gambar 3.13 Hasil Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Training dan Testing)



Gambar 3.14 Hasil AUC Naive Bayes (Uji Training dan Testing)

**Perhitungan Algoritma Naive Bayes (Uji Sample)**



Gambar 3.15 Hasil Rapidminer Naive Bayes (Uji Sampel)

**SimpleDistribution**

Distribution model for label attribute Class

Class Lancar (0.704)  
4 distributions

Class Macet (0.296)  
4 distributions

Gambar 3.16 Hasil Probabilitas Lancar dan Macet Naive Bayes (Uji Sampel)

Row No.	Class	prediction(C...	confidence(...	confidence(...	Jangka Wak...	Pokok Pinja...	Jumlah Ang...	Sisa Pinjam...
1	Lancar	Lancar	0.808	0.192	24	15000000	300000	15000000
2	Lancar	Lancar	0.820	0.180	10	54000000	100000	50000000
3	Lancar	Lancar	0.833	0.167	20	4000000	280000	3800000
4	Lancar	Lancar	0.827	0.173	12	7000000	431.667	4783000
5	Lancar	Lancar	0.832	0.168	20	4000000	280000	1863000
6	Lancar	Lancar	0.833	0.167	24	4000000	246666	3665700
7	Lancar	Lancar	0.833	0.167	10	10000000	1200000	3665700
8	Macet	Lancar	0.843	0.157	10	2000000	240000	1372000
9	Lancar	Lancar	0.796	0.204	12	15000000	1550000	9069000
10	Macet	Lancar	0.843	0.157	12	5000000	516666	416674
11	Lancar	Lancar	0.533	0.467	20	200000000	2100000	26970000
12	Macet	Lancar	0.846	0.154	10	3000000	360000	1525000
13	Lancar	Lancar	0.848	0.152	10	5000000	600000	2000000
14	Lancar	Lancar	0.842	0.158	10	2000000	250000	200000
15	Macet	Lancar	0.849	0.151	10	5000000	600000	4143000

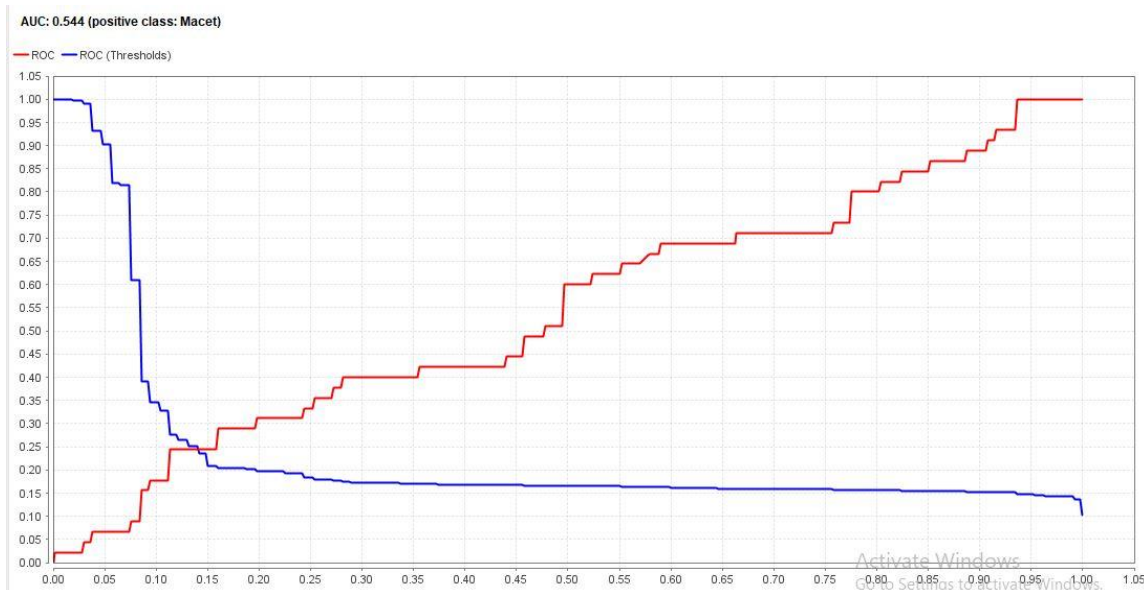
ExampleSet (152 examples, 4 special attributes, 4 regular attributes)

Gambar 3.17 Hasil Prediksi Naive Bayes (Uji Sampel)

accuracy: 67.76%

	true Lancar	true Macet	class precision
pred. Lancar	99	41	70.71%
pred. Macet	8	4	33.33%
class recall	92.52%	8.89%	

Gambar 3.18 Hasil Confusion Matrix Naive Bayes (Uji Sampel)



Gambar 3.19 Hasil AUC Naive Bayes (Uji Sampel)

**Perhitungan MAPE menggunakan SPSS**

Tabel 22. Mape SPSS

Fit Statistic	Model Fit											
	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile							
					5	10	25	50	75	90	95	
Stationary R-squared	5,551E-16	.	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16
R-squared	5,551E-16	.	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16	5,551E-16
RMSE	,450	.	,450	,450	,450	,450	,450	,450	,450	,450	,450	,450
MAPE	26,667	.	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667
MaxAPE	26,667	.	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667	26,667
MAE	,391	.	,391	,391	,391	,391	,391	,391	,391	,391	,391	,391
MaxAE	,733	.	,733	,733	,733	,733	,733	,733	,733	,733	,733	,733
Normalized BIC	-1,485	.	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485	-1,485

**Analisis Hasil Komparasi**

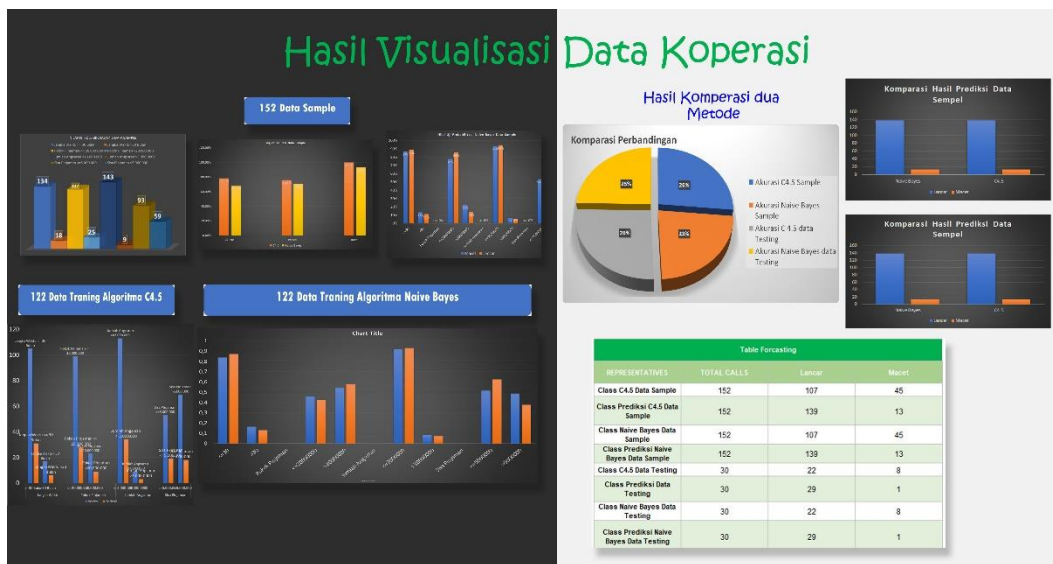
Berdasarkan uji hasil data koperasi yang sudah dilakukan preprocessing maka perhitungan tersebut dilakukan dua kali pengujian. Pengujian 1 yaitu menggunakan data training 80% dan data testing 20%. Pengujian 2 yaitu menggunakan data X Sample dan mendapat hasil dari kedua metode, akurasi data menggunakan pengujian dengan mengukur kinerja algoritma C4.5 dan Naive Bayes menggunakan tools Excel RapidMiner dan IBM SPSS 22. Berdasarkan hasil klasifikasi yang didapatkan maka dapat disimpulkan bahwa algoritma C4.5 dan Naive Bayes tergolong dalam algoritma yang akurat untuk memprediksi tingkat keakuratan pada data kredit macet di Koperasi Simpan Pinjam Budi Utama. Klasifikasi data mining algoritma C4.5 pada komparasi data training dan data testing menghasilkan akurasi 76,67%, Presisi 75,86% dan Recall 100% yang termasuk dalam ROC 0,500 yang artinya failure. Naive Bayes pada komparasi data training dan testing menghasilkan akurasi 73,33%, Presisi 100% dan Recall 73% yang termasuk dalam ROC 0,568 yang artinya failure. Pada klasifikasi data mining yang menggunakan komparasi data X Sample pada algoritma C4.5 menghasilkan akurasi 78,29%, presisi 76,43% dan recall 100% yang termasuk dalam ROC 0,729 yang artinya fair classification. Naive Bayes pada komparasi data X Sample menghasilkan akurasi 67,76%, presisi 71%, recall 93% yang termasuk dalam ROC 0,544 yang artinya failure. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa pada komparasi data C4.5 mendapatkan hasil yang lebih baik dan algoritma Naive Bayes mendapatkan hasil yang kurang baik dalam prediksi kredit macet pada Koperasi Simpan Pinjam Budi Utama Bali.

Tabel 23. Komparasi Data Uji Traning dan Testing

Komparasi Data Traning & Testing	C4.5	Naive Bayes
Akurasi	76,67%	73,33%
Presisi	75,86%	100%
Recall	100%	73%

Tabel 24. Komparasi Data Uji Sampel

Komparasi Data X Sample	C4.5	Naive Bayes
Akurasi	78,29%	67,76%
Presisi	76,43%	71%
Recall	100%	93%



Gambar 4.20 Hasil Visualisasi Data Traning Testing dan Sampel

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan pada data di koperasi simpan pinjam budi utama maka dapat disimpulkan :

1. Dari Sitem Pengambilan Keputusan (SPK) yang telah diolah menggunakan algoritma C4.5 Mendapatkan hasil Pohon Keputusan:  
 “Jika Sisa Pinjaman ≤ 5.000.000 maka = Lancar”  
 “Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman ≤ 20.000.000 maka = Macet”  
 “Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman Jangka Waktu > 30 Bulan maka = Macet”  
 “Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman Jangka Waktu Jumlah Angsuran ≤ 3.000.000 maka = Macet”  
 “Jika Sisa Pinjaman Pokok Pinjaman Jangka Waktu Jumlah Angsuran > 3.000.000 maka = Lancar”.

Algoritma Naive Bayes mendapatkan hasil pengambilan keputusan. Didapat dari hasil nilai probabilitas yang peratribut mencari nilai nilai probabilitas tertinggi dari tingkat akurasi

2. Perbandingan tingkat akurasi kredit yang dilakukan pada koperasi simpan pinjam dari data primer yang diolah dengan dua pengujian yaitu yang pertama pengujian yang menunjukkan bahwa algoritma C4.5 76,67% tingkat akurasi lebih besar dari Naive Bayes

73,33% dan pengujian kedua menunjukkan bahwa C4.5 mendapatkan hasil 78,29% sedangkan 67,76% Naive Bayes yang mana pengambilan Sistem Keputusan (SPK) menyatakan bahwa Algoritma C4.5 mendapatkan tingkat akurasi lebih baik.

## 5. REFERENSI

- [1] Banco Mundial. (2018). La economía mundial crecerá 3,1 por ciento en 2018, pero el potencial de crecimiento futuro genera inquietud. In *Enero*. <https://www.bancomundial.org/es/news/press-release/2018/01/09/global-economy-to-edge-up-to-3-1-percent-in-2018-but-future-potential-growth-a-concern>
- [2] Gorunescu, F. (2011). *Data Mining: Concepts, Models and Techniques* (Vol. 12). Berlin: Springer Science & Business Media.
- [3] Kasmir. (2012). *Analisis Laporan Keuangan*. Jakarta : PT. Raja Grafindo Persada.
- [4] L. Adam, "Pelibatan koperasi dalam program kur: sebuah inovasi kebijakan ekonomi dengan peluang dan tantangannya," *Ekon. dan Pembang.*, vol. 26, no. 1, pp. 21–46, 2018.
- [5] Maimon, O., & Rokach, L. (2011). Data mining and knowledge discovery handbook. In *Choice Reviews Online* (Vol. 48, Issue 10). <https://doi.org/10.5860/choice.48-5729>
- [6] Pandie, E. S. Y. (2018). Implementasi Algoritma Data Mining Naive Bayes Pada Koperasi. *J-Icon*, 6(1), 15–20.
- [7] Puspitasari, D., Al Khautsar, S. S., & Mustika, W. P. (2019). Algoritma Naïve Bayes Untuk Memprediksi Kredit Macet Pada Koperasi Simpan Pinjam. *Jurnal Informatika Upgris*, 4(2). <https://doi.org/10.26877/jiu.v4i2.2919>
- [8] Sucipto, A. (2015). Pada Koperasi Simpan Pinjam Dengan Menggunakan. *Jurnal DISPROTEK*, 6(1), 75–87.
- [9] Syafaruddin, & Anzizhan. (2004). *Sistem Pengambilan Keputusan Pendidikan*. 43216120138, 139.
- [10] R. K. Amin, Indwiarti and Y. Sibaroni, "Implementation of decision tree using C4.5 algorithm in decision making of loan application by debtor (Case study: Bank pasar of Yogyakarta Special Region)," 2015 3rd International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT), N
- [11] Witten, I. an, Frank, E. ibe, & Hall, M. ark A. (2011). *Data Mining - Practical Machine Learning Tools and Techniques, 3rd Edition*.
- [12] Wiyana, H., Kurniawan, S., & S. Ali, T. (2018). Memprediksi Transaksi Nasabah Pada Koperasi Simpan Pinjam Pt. Asuransi Staco Mandiri Dengan Algoritma C4.5. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi 2018 (SENTIKA 2018)*, 2018(Sentika), 23–24.
- [13] Xhemali, D., J. Hinde, C., & G. Stone, R. (2009). Naive Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages. *International Journal of Computer Science*, 4(1), 16–23. <http://cogprints.org/6708/>