

Prediksi Kelancaran Pembayaran Angsuran Pada Koperasi Dengan Metode Naive Bayes Classifier

Suwati¹, Rolly Yesputra², Andy Sapta³

Suwativia5@gmail.com, rollyyp1@gmail.com, sapta@royal.ac.id

^{1,2,3}Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Royal

Informasi Artikel

Diterima : 12 Aug 2022

Direview : 23 Aug 2022

Disetujui : 30 Aug 2022

Kata Kunci

Prediksi, Kelancaran
Pembayaran Angsuran,
Data Mining, Naive Bayes
Classifier

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kelancaran pembayaran angsuran di koperasi sehingga memudahkan staff dalam analisis pemberian pinjaman secara kredit. Kurang hati-hatinya dalam menganalisa pemberian pinjaman mengakibatkan adanya nasabah yang menunggak dalam membayar angsuran sehingga terjadi kredit macet. Untuk minimalisasi kesalahan yang ada perlu adanya evaluasi dalam pemberian pinjaman terhadap calon peminjam. Dengan memanfaatkan data kriteria anggota pada masa lalu yang akan digunakan untuk prediksi kelancaran pembayaran dengan menggunakan *data mining*. Teknik *data mining* yang digunakan ialah metode *Naive Bayes Classifier*. Proses prediksi menggunakan metode *naive bayes* yaitu dengan menentukan probabilitas atau peluang berdasarkan data anggota sebelumnya dan hasilnya dijadikan untuk membantu pengambilan suatu keputusan. Adapun kriteria yang digunakan ialah data anggota yaitu pekerjaan, penghasilan, status rumah, jumlah pinjaman dan jenis pinjaman. Berdasarkan pengujian dari metode *naive bayes* diperoleh hasil akurasi sebesar 90,00%, AUC sebesar 0,880%, recall sebesar 83,33%, dan presisi sebesar 100%.

Keywords

*Prediction, Smoothness of
Installment Payments, Data
Mining, Naive Bayes
Classifier*

Abstract

This study aims to predict the smoothness of installment payments in cooperatives, making it easier for staff to analyze credit lending. Lack of prudence in analyzing credit results in customers who are in arrears in paying installments, resulting in bad kredit. To minimize errors that exist, it is necessary to evaluate the providing of loans to prospective debtors. By utilizing past member criteria data in the past that will be used to predict smooth payments using data mining. The data mining technique used is the Naive Bayes classifier method. The prediction process uses the naive Bayes method, namely by determining the probability or opportunity based on the previous member's data and the results are used to help make a decision. The criteria used are member data: employment, income, house status, number of credits and type of credit. Based on the naive bayes method, the results obtained are 90.00% accuracy, 0.880% AUC, 83,33% recall, and 100% precision.

A. Pendahuluan

Koperasi ialah suatu badan usaha atau badan hukum yang mana anggotanya bekerja secara bersama-sama [1]. Koperasi memiliki fungsi untuk meningkatkan kesejahteraan dan perekonomian masyarakat dan anggotanya. Banyak aktifitas yang terjadi di koperasi yang mana salah satunya ialah memberikan pinjaman uang yang pembayarannya dilakukan secara kredit.

Berdasarkan UU No. 10 Tahun 1998 (UU Perbankan), mengartikan bahwa kredit sebagai penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesempatan pinjam meminjam antara bank dengan pihak lain yang mengharuskan peminjam membayar utangnya samai lunas dalam jangka waktu yang sudah ditentukan. Bagi koperasi pemberian kredit dapat menghasilkan keuntungan namun juga memiliki resiko yang tinggi yang dapat mengakibatkan kerugian. Adanya anggota koperasi yang bermasalah dalam pembayaran angsuran atau pembayarannya tidak diselesaikan dengan tepat waktu mengakibatkan kredit tidak lancar atau macet. Kredit macet dapat disebabkan oleh beberapa faktor yaitu faktor perilaku anggota yang buruk dan juga kesalahan atau kurang hati-hatinya petugas dalam menganalisa pemberian kredit.

Untuk meminimalisir kerugian yang akan terjadi pada Koperasi Serba Usaha Riama diperlukan sistem yang dapat memprediksi kelancaran pembayaran angsuran calon anggota dengan menerapkan teknik *data mining* algoritma *naive bayes classifier* dan memanfaatkan data personal anggota. *Data Mining* ialah suatu kegiatan yang berhubungan dengan pengumpulan data, pemakaian data, pemakaian data historis untuk memperoleh pengetahuan, informasi, pola, keteraturan, atau hal yang berkaitan dengan data dengan jumlah yang besar sehingga *output* yang dihasilkan dapat digunakan sebagai alternatif atau acuan dalam mengambil keputusan atau memperbaiki keputusan di masa depan [2]. *Naive bayes classifier* ialah suatu metode pengklasifikasian probabilistik sederhana dengan menjumlahkan kejadian setiap kriteria dan menggabungkan nilai pada dataset yang diberikan [3]. Algoritma *Naive bayes classifier* juga bisa digunakan untuk memprediksi peluang dimasa yang akan datang berdasarkan pengalaman di masa lampau sehingga disebut juga sebagai Teorema Bayes [4].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, yang ditulis oleh Rizal dan Raisa, dkk yang menerapkan metode *naive bayes classifier* dalam memprediksi kelancaran pembayaran sewa teras UMKM. Hasil penelitian ini adalah suatu informasi sejumlah status pembayaran yang *out standing* berdasarkan beberapa kriteria dan lokasi. Nilai *accuracy* yang didapatkan sebesar 81,81%. Penelitian ini digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan untuk melakukan tindakan yang dapat meminimalisir terjadinya pembayaran yang *out standing* [5]. Penelitian sebelumnya yang juga menggunakan metode *naive bayes* untuk memprediksi yaitu [6], [7], [8], [9], [10].

Penelitian yang juga dilakukan oleh Sri dan Rolly, dkk untuk memprediksi kelancaran pembayaran cicilan calon debitur pada koperasi simpan pinjam dengan 6 kriteria yaitu nomor pinjaman, jenis kelamin, status pernikahan, jenis usaha, jumlah pinjaman dan jenis pinjaman. Tetapi pada penelitian ini metode yang digunakan ialah metode K-NN dan menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 73,37% [11]. Dengan menerapkan metode *naive bayes* pada penelitian ini diharapkan

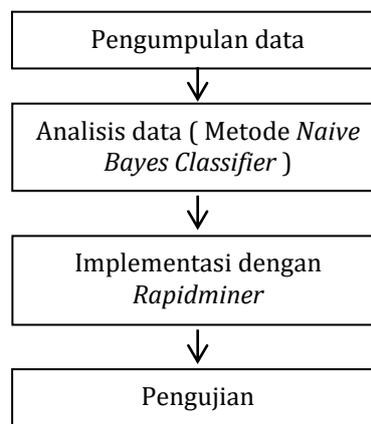
mampu menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik lagi dibandingkan penelitian sebelumnya.

Tujuan dari penelitian ini ialah memprediksi kelancaran pembayaran angsuran calon peminjam sehingga hasil prediksi dapat dijadikan acuan untuk membantu staff koperasi dalam mengambil keputusan layak atau tidaknya calon peminjam menerima kredit.

B. Metode Penelitian

1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan alur kerja penelitian dalam menyelesaikan masalah yang dibahas untuk mendapatkan hasil dan kesimpulan. Berikut tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara pengamatan langsung di Koperasi Serba Usaha Riama serta wawancara kepada staff, kolektor dan admin di Koperasi Serba Usaha Riama Sei Dadap. Data yang diperoleh untuk dijadikan *data training* merupakan data anggota KSU Riama pada bulan Desember 2021. Dan untuk *data testing* digunakan data anggota pada bulan Januari 2022. Data tersebut terdiri dari 5 atribut prediktor dan 1 atribut merupakan label. Data *training* dan *testing* dikelompokkan menurut nilai atribut yang sesuai dengan kebutuhan peneliti sehingga memperoleh hasil yang sesuai dengan harapan. Adapun atribut yang dikelompokkan dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1. Atribut Data

Atribut	Tipe	Keterangan	Variabel
Pekerjaan	Binominal	Tetap Macet	X1
Penghasilan	Polinomial	Tinggi Sedang Rendah	X2
Status Rumah	Polinomial	Milik Sendiri Orang Tua Kontrak	X3
Jumlah Pinjaman	Numerik	200.000 300.000	X4

		400.000	
		500.000	
		600.000	
		700.000	
		800.000	
		900.000	
		1.000.000	
		2.000.000	
Jenis pinjaman	Binominal	Harian	X5
		Mingguan	
Klasifikasi	Label	Lancar	Y
		Macet	

1.2 Analisis Data

Analisis data merupakan proses mengumpulkan, memilih dan mengolah serta mengubah data guna untuk menemukan informasi yang bermanfaat agar memberikan petunjuk dalam pengambilan suatu keputusan. Pada tahap ini menggunakan teknik *data mining* dalam mengolah data menjadi suatu informasi dengan menerapkan algoritma *naive bayes classifier*.

1.3 Naive Bayes Classifier

Algoritma *naive bayes* ialah sebuah metode yang tidak mempunyai aturan dan menggunakan cabang ilmu matematika yang disebut dengan teori probabilitas untuk mendapatkan peluang yang besar dari kemungkinan klasifikasi dengan cara melihat frekuensi atau jumlah kejadian tiap klasifikasi pada *data training* [12]. *Naive bayes* terbukti bisa menghasilkan nilai *accuracy* dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan jumlah data yang besar [13]. *Naive bayes* juga merupakan metode dengan teknik probabilitas dimana antara fitur yang satu dengan fitur lainnya dalam satu data tidak saling memiliki keterikatan [14]. *Naive bayes* mempunyai kemampuan yang sama dengan pohon keputusan (*decision tree*) dan *neural network* [15]. Adapun rumus teorema Bayes sebagai berikut [16]:

$$P(H | X) = \frac{P(X | H)P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan:

X : Data yang belum diketahui.

H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik.

P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*Posteriori Probability*).

P(H) : Probabilitas hipotesis H (*Prior Probability*).

P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan hipotesis H.

P(X) : Probabilitas X

1.4 Pengujian

Pengujian atau disebut juga dengan evaluasi model adalah tahap terakhir dalam *data mining*. pengujian dilakukan untuk mengukur kinerja metode *naive bayes* dengan menghitung nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. *Accuracy* ialah nilai persentasi yang didapatkan dari jumlah *data training* yang benar diidentifikasi [17]. Pada metode *naive bayes* pengujian dilakukan menggunakan performance

confusion matrix. *Confusion matrix* berupa tabel yang terdiri dari dua yaitu prediksi dan truth yang bernilai positif dan negatif. Model *confusion matrix* bisa dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 2. Confusion Matrix

<i>Confusion Matrix</i>		<i>Truth</i>	
		+	-
<i>Predict</i>	+	<i>True Positive</i>	<i>False Negative</i>
	-	<i>False Positive</i>	<i>True Negative</i>

Berikut rumus untuk mencari nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall* berdasarkan tabel diatas [18].

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} \times 100\% \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan:

TP : *True positive*

FP : *False positive*

TN : *True negative*

FN : *False negative*

C. Hasil dan Pembahasan

Tahapan Perhitungan Metode *Naive Bayes Classifier*:

1. Pembacaan *Data Training*

Data training atau yang disebut juga data latih merupakan data yang dikumpulkan untuk melatih algoritma *Naive bayes classifier*. Data training yang digunakan berjumlah 85 data yang terdiri dari 54 data dengan kelas lancar dan 31 data dengan kelas macet.

Tabel 3. Sampel Data Training

Pekerjaan	Penghasilan	Status Rumah	Jumlah Pinjaman	Jenis Pinjaman	Klassifikasi
Tetap	Tinggi	Milik Sendiri	500000	Harian	Lancar
Serabutan	Rendah	Kontrak	300000	Minggu	Macet
Serabutan	Tinggi	Milik Sendiri	500000	Harian	Lancar
Serabutan	Sedang	Milik Sendiri	300000	Harian	Lancar
Serabutan	Sedang	Milik Sendiri	300000	Harian	Lancar
Serabutan	Sedang	Orang Tua	500000	Minggu	Macet
Serabutan	Rendah	Milk Sendiri	300000	Harian	Macet
Serabutan	Rendah	Kontrak	500000	Harian	Macet
Tetap	Tinggi	Kontrak	500000	Harian	Lancar
Serabutan	Sedang	kontrak	400000	Harian	Macet
...					
Tetap	Tinggi	Milik Sendiri	1000000	Harian	Lancar

2. Mencari Nilai Mean dan Standar Deviasi

Pada Tabel 3 dapat dilihat terdapat tipe data numerik atau angka yaitu atribut jumlah pinjaman. Pada perhitungan algoritma *naive bayes* apabila ada atribut yang bertipe data angka atau numerik maka harus mencari nilai mean dan standar deviasi setiap kelas terlebih dahulu. Berikut rumus untuk mencari nilai mean.

$$\mu = \frac{\sum_i^n x_i}{n} \quad (5)$$

Keterangan:

μ = rata-rata hitung (mean)

x_i = nilai sampel ke- i

n = jumlah sampel

$\mu|Lancar = (500000 + 500000 + 300000 + 300000 + 500000 + \dots) / 54 = 540740,741$

$\mu|Macet = (300000 + 500000 + 300000 + 500000 + 400000 + \dots) / 31 = 483870,968$

Untuk menghitung nilai standar deviasi menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\sigma = \sqrt{\frac{(n1 - mean)^2 + (n2 - mean)^2 + (n3 - mean)^2 + \dots}{Banyaknyadita - 1}} \quad (6)$$

$$\sigma|Lancar = \sqrt{\frac{(500000 - 540740,741)^2 + (500000 - 540740,741)^2 + (300000 - 540740,741)^2 \dots}{54 - 1}} = 231906,39$$

$$\sigma|Macet = \sqrt{\frac{(300000 - 483870,968)^2 + (500000 - 483870,968)^2 + (300000 - 483870,968)^2 + \dots}{31 - 1}} = 175303,12$$

Berdasarkan perhitungan diatas, maka dapat dilihat nilai mean dan standar deviasi pada tabel 4 dibawah ini:

Tabel 4. Nilai Mean dan Standar Deviasi

Klasifikasi	Mean	Standar Deviasi
Lancar	540740,741	231906,39
Macet	483870,968	175303,12

3. Menghitung Nilai probabilitas Prior

Setelah nilai mean dan standar deviasi sudah diketahui, maka langkah selanjutnya adalah menghitung nilai probabilitas prior atau nilai probabilitas setiap kategori pada atribut setiap kelas kelas. Pada kelas lancar terdapat 54 data dan pada kelas macet terdapat 31 data. Untuk menghitung nilai probabilitas prior dengan cara menjumlahkan data setiap atribut pada kategori yang sama pada kelas sama lalu dibagi dengan jumlah data pada atribut dengan kelas yang sama. Berikut detailnya dapat dilihat pada tabel 5 dibawah ini:

Tabel 5. Nilai Probabilitas Prior

Atribut	Jml Data	Jml kejadian		Probabilitas	
		Lancar	Macet	Lancar	Macet
Total	85	54	31	0,6353	0,3647
Pekerjaan	Tetap	23	3	0,3704	0,0968
	Serabutan	62	28	0,6296	0,9032
Penghasilan	Tinggi	15	1	0,2593	0,0323
	Sedang	50	13	0,6852	0,4194

Status Rumah	Rendah	20	3	17	0,0556	0,5484
	Milik Sendiri	57	41	16	0,7593	0,5161
	Kontrak	17	6	11	0,1111	0,3548
Jenis Pinjaman	Orang Tua	11	7	4	0,1296	0,1290
	Harian	71	44	27	0,8148	0,8710
	Mingguan	14	10	4	0,1852	0,1290

4. Menghitung Nilai *Gaussian*

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *gaussian* dari atribut jumlah pinjaman pada data testing. Nilai *gaussian* hanya ditujukan untuk tipe data numerik atau angka. Berikut data testing dapat dilihat pada tabel 6 dibawah ini:

Tabel 6. Data Testing

Pekerjaan	Penghasilan	Status Rumah	Jml Pinjaman	Jenis Pinjaman	Prediksi
Tetap	Sedang	Orang Tua	500000	Minggu	?
Serabutan	Rendah	Milik Sendiri	400000	Harian	?

Nilai *gaussian* dihitung setiap kelas. Untuk mencari nilai *gaussian* dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\mathcal{G}(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \exp \frac{-(x - \mu)^2}{2\sigma^2} \quad (7)$$

$$\mathcal{G}(500000 | Lancar) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 231906,39} \exp \frac{-(500000 - 540740,741)^2}{2(231906,39)^2} = 0,000001747$$

$$\mathcal{G}(500000 | Macet) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 175303,12} \exp \frac{-(500000 - 483870,968)^2}{2(175303,13)^2} = 0,000002286$$

Di atas telah didapatkan hasil nilai *gaussian* atribut jumlah pinjaman pada data *testing* pertama. Lakukan seperti rumus diatas untuk mencari nilai *gaussian* pada data *testing* selanjutnya.

5. Menghitung Nilai Probabilitas Setiap Kelas

Langkah berikutnya ialah menghitung nilai probabilitas setiap kelas pada data *testing*. Nilai probabilitas dapat dihitung dengan cara mengalikan semua nilai probabilitas prior sesuai dengan kategori pada data *testing*.

$$P(X|Lancar) = \text{Pekerjaan} | \text{Tetap} | \text{Lancar} * \text{Penghasilan} | \text{Sedang} | \text{Lancar} * \text{Status Rumah} | \text{Orang Tua} | \text{Lancar} * \text{Total Pinjaman} | 500000 | \text{Lancar} * \text{Jenis Pinjaman} | \text{Mingguan} | \text{Lancar} * \text{Klasifikasi} | \text{Lancar}$$

$$P(X|Lancar) = 0,3704 * 0,6852 * 0,1296 * 0,000001747 * 0,1852 * 0,6353 = 0,00000000676$$

$$P(X|Macet) = \text{Pekerjaan} | \text{Tetap} | \text{Macet} * \text{Penghasilan} | \text{Sedang} | \text{Macet} * \text{Status Rumah} | \text{Orang tua} | \text{Macet} * \text{Total Pinjaman} | 500000 | \text{Macet} * \text{Jenis Pinjaman} | \text{Mingguan} | \text{Macet} * \text{Klasifikasi} | \text{Macet}$$

$$P(X|Macet) = 0,0968 * 0,4194 * 0,1290 * 0,000002286 * 0,1290 * 0,3647 = 0,00000000056$$

Langkah terakhir adalah melakukan normalisasi untuk memperoleh nilai 1 dengan cara berikut.

$$P(X|Lancar) = 0,00000000676 / (0,00000000676 + 0,00000000056) = 0,9235$$

$$P(X|\text{Macet}) = 0,00000000056 / (0,00000000056 + 0,00000000676) = 0,0765$$

Untuk menentukan data *testing* termasuk ke dalam kelas yang mana dengan melihat nilai probabilitas yang tinggi. Berdasarkan hasil perhitungan diatas, terlihat bahwa nilai probabilitas yang tinggi yaitu ada pada kelas (Klasifikasi | Lancar) sehingga dapat disimpulkan bahwa prediksi pada data *testing* pertama termasuk ke dalam kelas lancar. Untuk memperoleh hasil prediksi pada data *testing* selanjutnya ulangi langkah-langkah seperti diatas. Hasil prediksi secara keseluruhan ini dengan mengimplementasikan *RapidMiner* dengan jumlah data *testing* sebanyak 10 dapat dilihat pada gambar dibawah:

Klasifikasi	prediction(Klasifikasi)	confidence(Lancar)	confidence(Macet)	Pekerjaan	Penghasilan	Status Rumah	Jumlah Pinjaman	Jenis Pinjaman
Lancar	Lancar	0.703	0.297	Tetap	Sedang	Orang Tua	500000	Minggu
Macet	Macet	0.418	0.582	Serabutan	rendah	Milik Sendiri	400000	Harian
Macet	Macet	0.089	0.911	Serabutan	Rendah	Milik Sendiri	300000	Harian
Lancar	Lancar	0.668	0.332	Serabutan	Sedang	Milik Sendiri	500000	Harian
Lancar	Lancar	1.000	0.000	Tetap	Tinggi	Kontrak	1000000	Minggu
Macet	Macet	0.091	0.909	Serabutan	Rendah	Milik Sendiri	500000	Minggu
Lancar	Lancar	0.673	0.327	Serabutan	Sedang	Milik Sendiri	300000	Harian
Macet	Lancar	0.917	0.083	Tetap	Sedang	Milik Sendiri	500000	Harian
Macet	Macet	0.091	0.909	Serabutan	Rendah	Milik Sendiri	500000	Minggu
Lancar	Lancar	1.000	0.000	Tetap	Tinggi	Milik Sendiri	1000000	Harian

Gambar 2. Hasil Prediksi

Pengujian Metode *Naive Bayes Classifier*

Pada algoritma *naive bayes*, pengujian dilakukan menggunakan performance *confusion matrix* untuk mengukur kinerja pada metode tersebut dengan menghitung nilai *accuracy*, *recall*, dan *precision*. Semakin tinggi nilai *accuracy* maka semakin baik pula kinerjanya. Terdapat 2 kelas klasifikasi yaitu kelas macet dan kelas lancar. Pada penelitian ini pengujian dilakukan menggunakan aplikasi *RapidMiner*. *Confusion matrix* hasil dari pengujian metode *naive bayes* untuk memprediksi kelancaran pembayaran angsuran dapat dilihat secara detail pada gambar 6 dibawah ini.

accuracy: 90.00%

	true Lancar	true Macet	class precision
pred. Lancar	5	1	83.33%
pred. Macet	0	4	100.00%
class recall	100.00%	80.00%	

Gambar 3. *Confusion Matrix*

Berdasarkan gambar diatas menunjukkan bahwa pengujian metode *naive bayes* menggunakan aplikasi *RapidMiner* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 90,00%. Dari 10 data *testing* yang ada, terdapat 5 orang yang dinyatakan lancar dengan prediksi lancar (True Possitive), terdapat 4 orang yang dinyatakan macet dengan prediksi macet (True Negative), terdapat 1 orang yang dinyatakan macet tetapi lancar (False Negative) dan tidak ada yang False Positive atau dinyatakan lancar tetapi macet. Nilai akurasi dapat dihitung secara manual dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{(5+4)}{(5+0+4+1)} \times 100\% = 90\%$$

$$Recall = \frac{5}{(5+1)} \times 100\% = 83,33\%$$

$$Precision = \frac{5}{(5+0)} \times 100\% = 100\%$$

D. Simpulan

Adapun kesimpulan yang diperoleh dari penelitian yang telah dilakukan adalah metode *naive bayes classifier* mampu memprediksi kelancaran pembayaran angsuran calon peminjam dengan baik. Dengan menggunakan 5 atribut sebagai prediktor dan 1 atribut sebagai label. Perhitungan secara manual dan perhitungan menggunakan aplikasi *RapidMiner* mendapatkan hasil yang sama dengan menggunakan 85 data *training* dan 10 data *testing*. Nilai *accuracy* yang diperoleh berdasarkan pengujian manual maupun menggunakan aplikasi *Rapidminer* sebesar 90,00%, AUC sebesar 0,880%, *Recall* sebesar 83,33% dan *precision* sebesar 100%. Jumlah data *training* dan data *testing* mempengaruhi hasil dari nilai *accuracy*. Semakin besar jumlah data *training* maka semakin baik pula hasil yang akan didapatkan.

E. Referensi

- [1] E. Wijaya, F. A. Tarigan, and Michael, "Aplikasi Prediksi Penentuan Kelancaran Pembayaran Koperasi," *J. TIMES*, vol. X, no. 1, pp. 30–38, 2021.
- [2] A. M. Nur, I. Faturrahman, and Yahya, "Prediksi Tingkat Kelancaran Kredit BSU BMT Tunas Harapan Syari'ah Pringgasela Kabupaten Lombok Timur Menggunakan Algoritma Neural Network," *J. Inform. dan Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 205–216, 2021.
- [3] R. N. Devita, H. W. Herwanto, and A. P. Wibawa, "Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Artikel Berbahasa Indonesia Performance Comparison Of Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 427–434, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854773.
- [4] F. Gultom and T. Simanjuntak, "Prediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Kredit Bank Dengan Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor," *J. Manaj. Inform. Komputerisasi Akunt.*, vol. 4, no. 2, pp. 98–102, 2020.
- [5] R. Rachman and R. N. Handayani, "Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 111–122, 2021.
- [6] K. W. Haryanto and R. A. Saputra, "Aplikasi prediksi masa studi mahasiswa menggunakan algoritma naive bayes classifier (NBC) (Studi kasus: di STMIK Yadika Bangil)," *J. SPIRIT*, vol. 10, no. 1, pp. 5–12, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.stmik-yadika.ac.id/index.php/spirit/article/view/90>.
- [7] S. Wahyuningsih and D. R. Utari, "Perbandingan Metode K-Nearest Neighbor, Naive Bayes dan Decision Tree untuk Prediksi Kelayakan Pemberian Kredit," *Konf. Nas. Sist. Inf. 2018 STMIK Atma Luhur Pangkalpinang*, 8 – 9

- Maret 2018, pp. 619–623, 2018.
- [8] A. Alwi, P. Studi, T. Informatika, F. Teknik, and U. M. Ponorogo, “the Concept of Naive Bayes and Its Simple Use for Prediction Final Konsep Naive Bayes Dan Penggunaannya Secara Sederhana,” *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 133–140, 2022.
- [9] D. A. Kurniawan and Y. I. Kurniawan, “Aplikasi Prediksi Kelayakan Calon Anggota Kredit Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 4, no. 1, 2018, doi: 10.26905/jtmi.v4i1.1831.
- [10] M. Guntur, J. Santony, and Y. Yuhandri, “Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Metode Naive Bayes dalam Investasi untuk Meminimalisasi Resiko,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 1, pp. 354–360, 2018, doi: 10.29207/resti.v2i1.276.
- [11] S. A. Rizky, R. Yesputra, and S. Santoso, “Prediksi Kelancaran Pembayaran Cicilan Calon Debitur Dengan Metode K-Nearest Neighbor,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 195–202, 2021, doi: 10.33330/jurteksiv7i2.1078.
- [12] S. S. Khautsar, D. Puspitasari, and P. wida Mustika, “Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Kredit Macet Pada Koperasi Simpan Pinjam,” *J. Inform.*, vol. 4, no. 2, 2018.
- [13] A. Muzaki and A. Witanti, “Sentiment Analysis of the Community in the Twitter To the 2020 Election in Pandemic Covid-19 By Method Naive Bayes Classifier,” *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 101–107, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.51.
- [14] M. E. Lasulika, “Komparasi Naive Bayes, Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor Untuk Mengetahui Akurasi Tertinggi Pada Prediksi Kelancaran Pembayaran Tv Kabel,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 11, no. 1, pp. 11–16, 2019, doi: 10.33096/ilkom.v11i1.408.11-16.
- [15] F. Ariadi, “Analisa Perbandingan Algoritma DT C.45 dan Naive Bayes Dalam Prediksi Penerimaan Kredit Motor,” *KERNEL J. Ris. Inov. Bid. Inform. dan Pendidik. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2020, doi: 10.31284/j.kernel.2020.v1i1.1183.
- [16] M. Sadikin, R. Rosnelly, R. Roslina, and ..., “Penerapan Data Mining Pada Penerimaan Dosen Tetap Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier dan C4. 5,” *J. Media ...*, vol. 4, no. 4, pp. 1100–1109, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2434.
- [17] Y. I. Kurniawan, A. Fatikasari, M. L. Hidayat, and M. Waluyo, “Prediction for Cooperative Credit Eligibility Using Data Mining Classification With C4.5 Algorithm,” *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 67–74, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.49.
- [18] E. Sutoyo and A. Almaarif, “Educational Data Mining untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritme Naive Bayes Classifier,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 1, pp. 95–101, 2020, doi: 10.29207/RESTI.V4I1.1502.