

ANALISIS PENENTUAN KREDIT NASABAH PADA BUMDES MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES (STUDI KASUS: BUMDES BARIKLANA DESA SIDOWAREK KECAMATAN PLEMAHAN KABUPATEN KEDIRI)

Laila Nurzahra¹, Mohammad Saichu Nidhom², Candra Adipradana³, Afifah Nurul Izzati⁴

^{1,2,3,4}Fakultas Teknik, Universitas Kahuripan Kediri

Email: lailanur@students.kahuripan.ac.id

Abstrak

Pemberian kredit merupakan keputusan penting dalam industri perbankan yang memerlukan analisis yang cermat terhadap risiko. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk menentukan kelayakan pemberian kredit adalah dengan menggunakan algoritma Naive Bayes. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Naive Bayes dalam mengevaluasi kelayakan pemberian kredit berdasarkan data historis pelanggan serta mengetahui tingkat akurasi model algoritma naive bayes untuk kelayakan pemberian kredit. Metode penelitian yang digunakan adalah studi kasus dengan mengumpulkan data historis kredit dari BUMDes dari desa Sidowarek selama satu tahun terakhir. Data yang diperoleh meliputi variabel-variabel seperti pendapatan, riwayat pinjaman sebelumnya, pekerjaan, dan faktor-faktor lain yang relevan. Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu menangani kompleksitas dalam data kelayakan kredit dengan baik. Dengan tingkat akurasi 93,33% dengan presentasi class recall Layak 100,00% dan Tidak Layak 50,00% dengan nilai masing-masing class precission prediksi Layak 92,86% dan Tidak 100,00%. model ini dapat membantu BUMDes dalam membuat keputusan kredit yang lebih tepat dan efisien. Sementara untuk evaluasi menggunakan ROC Curve untuk model klasifikasi Naïve Bayes Classifier nilai AUC adalah 0.913 dengan tingkat diagnosa Excellent Classification.

Kata Kunci: Data Mining, Naive Bayes Classifier, Analisis Kredit

Abstract

Providing credit is an important decision in the banking industry that requires careful analysis of risk. One approach used to determine the feasibility of granting credit is to use the Naive Bayes algorithm. This research aims to implement the Naive Bayes algorithm in evaluating the feasibility of granting credit based on historical customer data and determining the level of accuracy of the Naive Bayes algorithm model for the feasibility of granting credit. The research method used is a case study by collecting historical credit data from BUMDes from Sidowarek village over the past year. The data obtained includes variables such as income, previous loan history, employment, and other relevant factors. The analysis results show that the Naive Bayes algorithm is able to handle complexity in credit worthiness data well. With an accuracy level of 93.33% with a class recall presentation of Eligible 100.00% and Unfeasible 50.00% with the respective prediction class precision values Appropriate 92.86% and Not 100.00%. This model can help BUMDes make more precise and efficient credit decisions. Meanwhile, for evaluation using the ROC Curve for the Naïve Bayes Classifier classification model, the AUC value is 0.913 with an Excellent Classification diagnosis level.

Keywords: Data Mining, Naive Bayes Classifier, Credit Analysis

PENDAHULUAN

Sebagai bagian dari upaya pengembangan ekonomi desa di Desa Sidowarek kecamatan plemahan kabupaten Kediri ini, mengelola Badan Usaha Milik Desa (BUMDes) sebagai salah satu sarana untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat melalui pemberian kredit kepada nasabah. BUMDes berperan penting dalam mendukung perekonomian lokal dengan menyediakan akses kredit untuk usaha mikro, petani, dan UMKM yang ada di desa. Namun, proses penentuan kelayakan kredit bagi nasabah sering kali menjadi tantangan, terutama dalam menilai risiko dan potensi pengembalian kredit secara objektif dan efisien.

Penilaian kredit yang akurat sangat penting untuk mengurangi risiko gagal bayar dan memastikan keberlangsungan usaha BUMDes. Diera digital saat ini, penggunaan teknologi dan algoritma untuk menganalisis data menjadi salah satu solusi yang menjanjikan. Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk tujuan penelitian ini menggunakan teknik data mining dengan menggunakan algoritma naïve bayes, dan proses pengolahan data menggunakan aplikasi rapidminer. Pemberian kredit pada nasabah adalah kegiatan rutin yang mempunyai resiko tinggi. Dalam pelaksanaanya, kredit yang bermasalah (kredit macet) sering terjadi akibat analisis kredit yang tidak hati-hati atau kurang cermat dalam proses pemberian kredit, maupun karakter nasabah yang kurang baik. Untuk mencegah terjadinya kredit macet, seorang analisis kredit perbankan

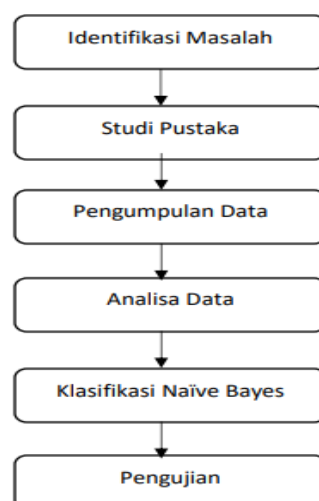
harus mampu mengambil keputusan yang tepat untuk menerima ataupun menolak pengajuan kredit (Kurniawan dan Kristanto, 2016).

Pada penelitian sebelumnya dengan judul penelitian “Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor” menggunakan metode Naïve bayes untuk penentuan resiko kredit kepemilikan kendaraan bermotor dengan data uji sebanyak 10 customer dengan menggunakan dua kelas. Klasifikasi dengan kelas Good Cust sebanyak 9 customer dan kelas Bad Cust sebanyak 1 customer. Pengujian data menggunakan metode Naive Bayes berhasil menampilkan dua kelas dari hasil klasifikasi dengan persentase keakuratan sebesar 90 % (Dendawijaya, Lukman. 2005).

Dalam skripsi ini, akan dilakukan analisis untuk mengkaji penerapan Algoritma Naive Bayes dalam menentukan kelayakan kredit nasabah pada BUMDes Desa Sidowarek. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan bagi pengembangan model penilaian kredit agar lebih baik dan efisien, serta mendukung keberhasilan program pemberian kredit di tingkat desa. Dengan demikian, diharapkan BUMDes dapat meningkatkan kualitas keputusan kreditnya, meminimalisir risiko finansial, dan pada akhirnya berkontribusi pada pertumbuhan ekonomi desa yang lebih berkelanjutan.

METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis deskriptif dengan data yang diperoleh yaitu data kualitatif. Berikut adalah alur penelitian pada Gambar 1.1 yang digunakan dalam metode pengumpulan data :



Gambar 1.1 Alur Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Dalam menentukan kelayakan kredit BUMDes desa Sidowarek maka penulis mengidentifikasi beberapa masalah yang mungkin timbul seperti 22 Riwayat Kredit yang Terbatas. BUMDes mungkin memiliki riwayat kredit yang terbatas atau tidak ada sama sekali, yang membuat sulit bagi pemberi pinjaman untuk menilai kelayakan kredit dengan akurat.

Dalam menentukan kelayakan kredit BUMDes, pemberi pinjaman perlu memperhitungkan semua faktor-faktor tersebut untuk memastikan bahwa pinjaman diberikan dengan cara yang bertanggung jawab dan meminimalkan risiko kredit.

2. Studi Pustaka

Studi pustaka adalah proses yang melibatkan pencarian, pengumpulan, dan analisis literatur yang relevan dan terkait dengan topik penelitian atau studi yang sedang dilakukan yaitu penentuan kredit pada nasabah BUMDes dengan algoritma naive bayes.

3. Pengumpulan data

Analisis data untuk menentukan kelayakan kredit melibatkan pengumpulan, pengolahan, dan evaluasi data yang relevan untuk mengidentifikasi kelayakan berdasarkan resiko potensial dan kemampuan peminjam untuk membayar kembali pinjamannya. Metode pengumpulan data untuk penentuan kelayakan pemberian kredit dapat dilakukan melalui penyusunan dan wawancara kepada narasumber ataupun pengurus BUMDes desa Sidowarek yang sudah berdiri sejak tahun 2022 di desa sidowarek dengan mengembangkan kredit untuk usaha mikro ataupun pertanian.

4. Analisis Data

Salah satu aspek penting dari analisis kelayakan kredit adalah penilaian risiko kredit. Ini melibatkan evaluasi risiko bahwa peminjam mungkin gagal membayar kembali pinjaman, berdasarkan faktor-faktor seperti riwayat kredit, rasio utang, pendapatan, dan lainnya yang dapat mempengaruhi kelayakan kredit kedepannya. Hasil analisis ini nantinya akan memberikan gambaran yang jelas mengenai penentuan kredit kedepannya.

Hasil analisis ini nantinya akan memberikan gambaran yang jelas mengenai penentuan di Bariklana Sidowarek. Informasi ini sangat 23 berharga bagi BUMDes sebagai pihak kreditur sehingga dapat dipergunakan dalam proses pengambilan keputusan. Analisa data menggunakan analisis deskriptif dengan data yang diperoleh yaitu data kualitatif. Data didapat berdasarkan data dari anggota aktif koperasi sebanyak 100 data. Adapun pengolahan data dilakukan dengan model klasifikasi. Anggota koperasi yang layak diberikan pinjaman mempunyai kriteria sebagai berikut :

- a. Usia tidak kurang dari 20 tahun dan tidak lebih dari 60 tahun
- b. Disiplin melakukan angsuran perbulannya berdasarkan jatuh tempo
- c. Mempunyai penghasilan yang tetap

Berdasarkan analisis data yang dihasilkan, proses selanjutnya yaitu proses klasifikasi data. Klasifikasi data dilakukan berdasarkan hasil dari analisis yang dilakukan mengenai kelayakan pemberian kredit kepada nasabah BUMDes Bariklana. Adapun kriteria yang digunakan yaitu empat kriteria, sebagai berikut :

- a. Umur
- b. Kedisiplinan
- c. Penghasilan
- d. Jumlah pinjaman
- e. pekerjaan

5. Klasifikasi Naïve Bayes

langkah-langkah umum dalam menggunakan klasifikasi Naive Bayes untuk menentukan kelayakan kredit:

a. Pembentukan Data Latih

Data diklasifikasikan menjadi dua kelompok, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model Naive Bayes, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model.

b. Preprocessing Data

Untuk pengumpulan data menentukan kelayakan kredit menggunakan algoiritma naive bayes, langkah-langkah sebagai berikut:

- 1) Pertama, data pelanggan tentang kelancaran kredit dikumpulkan beserta data lain yang mempengaruhi kelancaran kredit tersebut melalui wawancara dengan pihak kreditur BUMDes.
- 2) Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah praproses data. Yaitu dengan mengubah variabel data yang tidak bisa terbaca . Machine learning hanya dapat dilakukan pada data berupa numerik. Berarti data pada kolom yang tidak numeric diubah ke dalam bentuk numeric. Misalnya, status bayar dapat diubah menjadi kode numerik dapat diwakili sebagai variabel biner (misalnya, 1 untuk "Layak" dan 0 untuk "Tidak").
- 3) Dengan demikian, langkah-langkah ini membentuk dasar bagi pemahaman lebih lanjut tentang menentukan kelayakan kredit menggunakan algoritma naive bayes.

c. Pelatihan Model Naive Bayes

Pada Tahap ini dilakukan perhitungan data sampel menggunakan Algoritma Naive Bayes untuk menganalisis kelayakan kredit. Untuk menghitung nilai entropy digunakan rumus seperti pada persamaan (1),(Sandag 2020).

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

Keterangan :

X : Data dengan class yang belum diketahui

H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik

P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probability)

P(H) : Probabilitas hipotesis H (prior probability)

P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H P(X) : Probabilitas X

6. Pengujian Model dengan Naive Bayes

Pengujian dengan algoritma Naive Bayes di RapidMiner melibatkan beberapa langkah yang mencakup pemrosesan data, konfigurasi model, pengujian model, dan evaluasi kinerja. pengujian model menggunakan algoritma Naïve Bayes dalam RapidMiner akan melibatkan beberapa langkah penting untuk mengevaluasi kinerja model:

- a. Impor Dataset: Buka RapidMiner Studio dan impor dataset yang berisi riwayat kredit pada BUMDes Bariklana.
- b. Transformasi Teks ke Representasi Numerik: Gunakan operator seperti "Generate Attributes" atau "Word Vector" untuk mengubah teks menjadi representasi numerik,
- c. Naïve Bayes Operator: Tambahkan operator "Naïve Bayes" ke dalam proses.
- d. Pembagian Data: Gunakan operator "Split Data" untuk membagi dataset menjadi set pelatihan dan set pengujian.
- e. Pelatihan Model: Hubungkan operator "Naive Bayes dengan data pelatihan untuk melatih model.
- f. Pengujian Model: Hubungkan operator "Naive Bayes" untuk melakukan prediksi pada data pengujian menggunakan model yang telah dilatih.
- g. Evaluasi Performa: Tambahkan operator "Performance" untuk mengevaluasi performa model Naive Bayes. Anda dapat menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, dll.

HASIL PENELITIAN

Hasil Pengumpulan Data

Pengambilan data kredit yang telah berjalan BUMDes Bariklana dilakukan secara manual menggunakan Microsoft excel dengan memasukkan beberapa data yang akan digunakan dalam

menentukan keputusan. Untuk perhitungan manual dapat di tentukan atribut untuk menentukan layak atau tidaknya customer diberikan kredit menjadi 4 atribut yaitu jenis kelamin, penghasilan, pekerjaan, dan 1 label target yaitu status. Adapun keteranganya seperti pada table 1.1 berikut.

Tabel 1.1 Keterangan variabel data

Varibel	Tipe	Keterangan
X1(jenis kelamin)	Kelas	Laki-Laki (L), Perempuan (P)
X2 (pekerjaan)	Kelas	Wiraswasta, Karyawan, Petani
X3 (usia)	Kelas	20 - 45 = Muda, 46 - 60 = Tua
X4 (jumlah pinjaman)	Kelas	1000000-2000000 = rendah , 2000000-3000000 = sedang, 3000000-5000000 = Tinggi
X5 (kedisiplinan)	Kelas	tidak menunggak = baik menunggak lunas = cukup baik masih menunggak = kurang baik
X6 (penghasilan)	Kelas	1-1,5jt = Rendah, 1,6-3jt = Sedang, >3jt = Tinggi
X4 (status)	Label	Layak dan Tidak

Hasil pengumpulan data training untuk analisis menggunakan algoritma naïve bayes didapati 80 data seperti pada Tabel 1.2 dibawah ini:

Tabel 1.2 Data Training

No	Nama	JK	Usia	Pekerjaan	Jumlah Pinjaman	Kedisiplinan	Penghasilan	Status
1	Hadi	L	Muda	Petani	rendah	baik	rendah	Layak
2	Purwiyanto	L	tua	Petani	rendah	baik	rendah	Layak
3	Irfan	L	Muda	Karyawan	rendah	baik	sedang	Layak
4	Ani	P	tua	PNS	rendah	baik	Tinggi	Layak
5	Imam nur	L	Muda	Petani	rendah	baik	sedang	Layak
6	Atik	P	Muda	Petani	rendah	cukup baik	sedang	Layak
7	Rajak	L	tua	Petani	rendah	baik	sedang	Layak
8	Legini	P	Muda	Petani	rendah	cukup baik	sedang	Layak
9	Endang Ari	P	Muda	Petani	rendah	baik	rendah	Layak
10	Puji	P	tua	Petani	rendah	cukup baik	rendah	Tidak
11	Urif	P	Muda	Wiraswasta	rendah	baik	sedang	Layak
...	...	..	...	...	...	...	...	...
80	Sukarim	L	tua	Petani	rendah	baik	sedang	Layak

Pembahasan

1. Implementasi Algoritma Naive Bayes

Dataset yang digunakan sebagai data training adalah sebanyak 80 data yang diambil dari data pengajuan kredit terdahulu yang sudah ditentukan kelayakannya. Sedangkan untuk data testing yang akan ditentukan kelayakannya berjumlah 20 data.

a. Menghitung Probabilitas Kelas

Tahap perhitungan dengan metode Naive Bayes adalah dengan mencari probabilitas dari setiap kelas. Untuk mengajukan kredit akan ditentukan 2 kelas yaitu “Layak” dan “Tidak”. Cara perhitungannya yaitu mencari jumlah data yang “Layak” dan “Tidak” dari total keseluruhan data training, lalu membaginya dengan total keseluruhan data . Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.3 berikut.

Tabel 1.3 Menentukan Probabilitas Kelas

Kelas	
Layak	Tidak
73/80	7/80
0,9125	0,0875

b. Menghitung Probabilitas Masing-masing Atribut

Mencari probabilitas suatu atribut adalah dengan membandingkan atribut dari data testing dengan atribut dari data training, kemudian bagi dengan probabilitas kelas layak. Begitu juga dengan mencari probabilitas untuk kelas tidak layak. Berikut perhitungannya pada tabel 1.4.

Tabel 1.4 probabilitas jenis kelamin

JK	Layak	Tidak	Layak	Tidak
L	42	5	0,575342	0,714286
P	32	1	0,438356	0,142857

c. Atribut Usia

Berisi usia dari nasabah, untuk kelengkapan dan jumlah data ada pada Tabel 1.5 dibawah diketahui bahwa probabilitas usia Muda dengan status layak sebesar 0,712329 dan tidak layak sebesar 0,714286 dan usia tua dengan status layak sebesar 0,30137 dan tidak layak sebesar 0,142857.

Tabel 1.5 probabilitas Usia

Usia	Kategori	Layak	Tidak	Layak	Tidak
25 – 45	Muda	52	5	0,712329	0,714286
46 – 60	Tua	22	1	0,30137	0,142857

d. Atribut Pekerjaan

Berisi status pekerjaan dari nasabah, untuk kelengkapan dan jumlah data ada pada Tabel 1.6 dibawah diketahui bahwa probabilitas pekerjaan PNS dengan status layak sebesar 0,013699 dan tidak layak sebesar 0,142857 , probabilitas pekerjaan petani dengan status layak sebesar 0,780822 dan tidak layak sebesar 0,571429, probabilitas pekerjaan Karyawan dengan status layak sebesar 0,136986 dan tidak layak sebesar 0,142857, dan probabilitas pekerjaan wiraswasta dengan status layak sebesar 0,068493 dan tidak layak sebesar 0,142857.

Tabel 1.6 Probabilitas Pekerjaan

Pekerjaan	Layak	Tidak	Layak	Tidak
PNS	1	1	0,013699	0,142857
Petani	57	4	0,780822	0,571429
Karyawan	10	1	0,136986	0,142857
Wiraswasta	5	1	0,068493	0,142857

e. Atribut Jumlah Pinjaman

Berisi status jumlah pinjaman dari nasabah, untuk kelengkapan dan jumlah data ada pada Tabel 1.7 dibawah diketahui bahwa probabilitas jumlah pinjaman rendah dengan status layak sebesar 0,931507 dan tidak layak sebesar 0,571429, probabilitas jumlah pinjaman sedang dengan status layak sebesar 0,054795 dan tidak layak sebesar 0,285714, dan probabilitas jumlah pinjaman tinggi dengan status layak sebesar 0,013699 dan tidak layak sebesar 0,142857.

Tabel 1.7 Probabilitas Jumlah pinjaman

Jumlah Pinjaman	Kategori	Layak	Tidak	Layak	Tidak
1000000-2000000	rendah	68	4	0,931507	0,571429
2000000-3000000	sedang	4	2	0,054795	0,285714
3000000-5000000	Tinggi	1	1	0,013699	0,142857

f. Atribut Kedisiplinan

Berisi status kedisiplinan dari nasabah, untuk kelengkapan dan jumlah data ada pada Tabel 1.7 dibawah diketahui bahwa probabilitas kedisiplinan baik dengan status layak sebesar 0,561644 dan tidak layak sebesar 0, probabilitas kedisiplinan cukup baik dengan status layak

sebesar 0,424658 dan tidak layak sebesar 0,142857, dan probabilitas kedisiplinan kurang baik dengan status layak sebesar 0,013699 dan tidak layak sebesar 0,857143.

Tabel 1.7 Probabilitas Kedisiplinan

Kedisiplinan	Kategori	Layak	Tidak Layak	Tidak
tidak menunggak	baik	41	0	0,561644
menunggak lunas	cukup baik	31	1	0,424658
masih menunggak	kurang baik	1	6	0,013699

g. Atribut Penghasilan

Berisi status penghasilan dari nasabah, untuk kelengkapan dan jumlah data ada pada Tabel 1.8 ini diketahui bahwa probabilitas penghasilan rendah dengan status layak sebesar 0,506849 dan tidak layak sebesar 0,285714, probabilitas penghasilan sedang dengan status layak sebesar 0,369863 dan tidak layak sebesar 0,428571, dan probabilitas penghasilan tinggi dengan status layak sebesar 0,136986 dan tidak layak sebesar 0,142857.

Tabel 1.8 Probabilitas Penghasilan

Penghasilan	Kategori	Layak	Tidak Layak	Tidak
1-1,5jt	Rendah	37	2	0,506849
1,6-3jt	Sedang	27	3	0,369863
>3jt	Tinggi	10	1	0,136986

h. Menghitung Probabilitas Posterior

Menghitung probabilitas Prior untuk menentukan class terhadap kasus baru, dengan cara terlebih dahulu menghitung Probabilitas Posteriornya. Berikut penjelasan probabilitas posterior pada tabel 1.9 untuk menghitung kasus baru yang ditemukan.

Tabel 1.9 Menghitung Probabilitas Posterior

Data (X)		P(X C)	
Atribut	Nilai (Value)	Layak	Tidak
Jenis kelamin	L	0,575342	0,714286
Usia	Muda	0,712329	0,714286
Pekerjaan	Petani	0,780822	0,571429
Jumlah pinjaman	Rendah	0,931507	0,571429
kedisiplinan	Cukup Baik	0,424658	0,142857
Penghasilan	Rendah	0,506849	0,285714

- $P(X | \text{Kredit} = \text{Lancar}) = P(\text{Jenis kelamin} = L | \text{Kredit} = \text{Lancar}) = P(\text{Usia} = \text{Muda} | \text{Kredit} = \text{Lancar}) * P(\text{Pekerjaan} = \text{Petani} | \text{Kredit} = \text{Lancar}) * P(\text{Jumlah Pinjaman} = \text{Rendah} | \text{Kredit} = \text{Lancar})$

$$\begin{aligned} & | \text{Kredit} = \text{Lancar}) * P(\text{Kedisiplinan} = \text{Cukup Baik} | \text{Kredit} = \text{Lancar}) * P(\text{Penghasilan} | \\ & \text{Rendah} | \text{Kredit} = \text{Lancar}) \\ & = 0,575342 * 0,712329 * 0,780822 * 0,931507 * 0,424658 * 0,506849 = \mathbf{0,064159766} \end{aligned}$$

- $P(X | \text{Kredit} = \text{Tidak}) = P(\text{Jenis kelamin} = \text{L} | P(X | \text{Kredit} = \text{Tidak})) = P(\text{Usia} = \text{Muda} | \text{Kredit} = \text{Tidak}) * P(\text{Pekerjaan} = \text{Petani} | \text{Kredit} = \text{Tidak}) * P(\text{Jumlah Pinjaman} = \text{Rendah} | \text{Kredit} = \text{Tidak}) * P(\text{Kedisiplinan} = \text{Cukup Baik} | \text{Kredit} = \text{Tidak}) * P(\text{Penghasilan} | \text{Rendah} | \text{Kredit} = \text{Tidak})$
 $= 0,714286 * 0,714286 * 0,571429 * 0,571429 * 0,142857 * 0,285714 = \mathbf{0,00679989}$

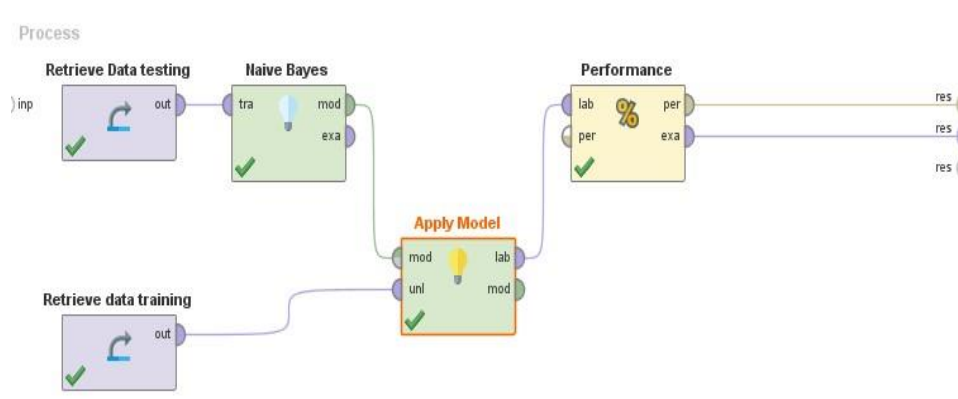
Setelah dilakukan proses perhitungan nilai probabilitas terhadap data testing hasil didapatkan yaitu $P(X | \text{Kredit} = \text{"Layak"})$ mendapatkan nilai probabilitas **0,064159766** sedangkan yaitu $P(X | \text{Kredit} = \text{"Tidak"})$ mendapatkan nilai probabilitas **0,00679989**. Dari hasil prediksi perhitungan diketahui bahwa nilai probabilitas tertinggi ada pada kelas/label ($P/Y = \text{Layak}$), maka dapat disimpulkan bahwa status calon customer kredit tersebut termasuk golongan "Layak".

2. Hasil Pengujian Model

Pengujian Ini dilakukan untuk mengetahui seberapa baik metode Naïve Bayes Classifier menggunakan software RapidMiner untuk melakukan pengujian. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 100 Data Training dan 30 sampel data testing.

a. Proses pengujian

Pada gambar 1.2 menunjukkan bahwa proses pengujian ditambahkan operator apply model dan performance. Operator apply model digunakan untuk menerapkan model pada data testing yang telah dilatih sebelumnya menggunakan Data Training. Operator apply model bertujuan untuk mendapatkan prediksi pada data testing dan hasil dari apply model diteruskan ke operator performance untuk dilakukan pengujian tingkat akurasi.



Gambar 1.2 Desain Proses pengujian Rapidminer

b. Tingkat Akurasi Model

Jumlah True Positive (TP) adalah 25 record diklasifikasikan sebagai kredit Layak dan False Negative (FN) sebanyak 2 record diklasifikasikan sebagai kredit Tidak Layak, tetapi kredit

Tidak Layak Berikutnya juga 2 record untuk True Negative (TN) diklasifikasikan sebagai kredit Tidak layak, dan 0 record False Positive (FP) diklasifikasikan sebagai kredit Layak tetapi kredit tidak layak. Pada Gambar 1.3 tersebut menunjukan bahwa, tingkat akurasi dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier adalah sebesar 93,33% dengan presentasi class recall Layak 100,00% dan Tidak Layak 50,00% dengan nilai masing-masing class precission prediksi Layak 92,86% dan Tidak 100,00%.

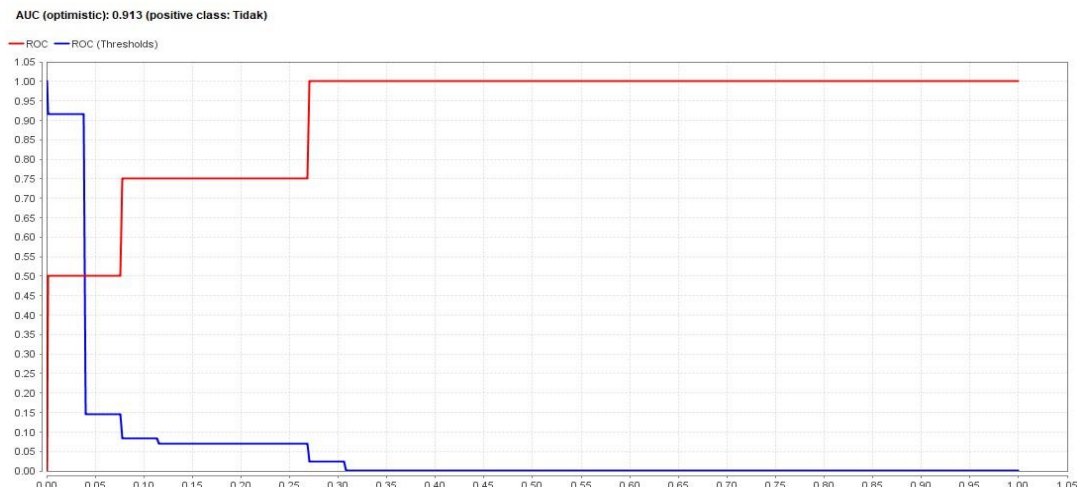
accuracy: 93.33%

	true Layak	true Tidak	class precision
pred. Layak	26	2	92.86%
pred. Tidak	0	2	100.00%
class recall	100.00%	50.00%	

Gambar 1.3 Tingkat Akurasi Naive Bayaes

c. Evaluasi ROC Curve

Grafik ROC dari Gambar 1.4 dapat diketahui bahwa nilai AUC (Area Under Cover) sebesar 0.915 dengan nilai akurasi Excellent Classification.



Gambar 1.4 ROC Curve

Hasil penelitian untuk nilai akurasi algoritma klasifikasi Naïve Bayes Classifier adalah 93,33%, Sementara untuk evaluasi menggunakan ROC Curve untuk model klasifikasi Naïve Bayes Classifier nilai AUC adalah 0.913 dengan tingkat diagnosa *Excellent Classification*.

SIMPULAN

Berdasarkan uraian dan pembahasan pada bab di atas, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Melalui proses pengumpulan data, pembentukan data latih, dan pelatihan model Naive Bayes, penelitian ini berhasil menghasilkan model yang mampu memprediksi kelayakan kredit dengan

akurasi yang memuaskan . Pengujian manual yang menggunakan 80 data training dan 1 data testing dengan hasil probabilitas tertinggi yaitu pada kelas/label (P/Y=Layak) yang menunjukkan bahwa pelanggan tersebut layak untuk menerima kredit selanjutnya.

2. Hasil analisis pengujian model menggunakan rapidminer menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu menangani kompleksitas dalam data kelayakan kredit dengan baik. Dengan tingkat akurasi sebesar 93,33% dengan presentasi class recall Layak 100,00% dan Tidak Layak 50,00% dengan nilai masingmasing class precission prediksi Layak 92,86% dan Tidak 100,00%. Sementara untuk evaluasi menggunakan ROC Curve untuk model klasifikasi Naïve Bayes Classifier nilai AUC adalah 0.913 dengan tingkat diagnosa *Excellent Classification*.

DAFTAR PUSTAKA

- M Irfan, W Uriawan, O T Kurahman, M A Ramdhani, I A Dahlia. (2018) Comparison of Naive Bayes and K-Nearest Neighbor methods to predict divorce issues, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*.
- Andriani Nurian, Tesa Nur Padilah, Garno Garno. (2024) "Analisis Sentimen Terhadap Pelayanan Disdukcapil Karawang Menggunakan Naive Bayes Classifier, *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*.
- Dianati Duei Putri, Gigih Forda Nama, Wahyu Eko Sulistiono. (2022). Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier , *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*.
- Naisah Marito Putry. (2022). Komparasi Algoritma Knn Dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Diagnosis Penyakit Diabetes Mellitus , *Evolusi : Jurnal Sains dan Manajemen*.
- Reni Febriani, Achmad Irfan Firdaus. (2019). Upaya Meningkatkan Kinerja Pemasaran Pada Umk Durian Jatuhan Di Daerah Banten, *Progress: Jurnal Pendidikan, Akuntansi dan Keuangan*.
- Rizky Aziz, Tresna Maulana Fahrudin, Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra.(2024). "Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna OYO DiPlaystore Dengan Multinoial Naive Bayes dan Chi-square, *Jurnal Fasilkom*.
- Agus Fajar Riany, Gusmelia Testiana. (2023). Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Algoritma Naïve Bayes, *Jurnal Saintekom*.
- Dongwook Go, Hyun-Woo Lee, Peter M. Oppeneer, Stefan Blügel, Yuriy Mokrousov. (2024). First-principles calculation of orbital Hall effect by Wannier interpolation: Role of orbital dependence of the anomalous position, *Physical Review B*.

- Hakam Febtadianrano Putro, Retno Tri Vlandari, Wawan Laksito Yuly Saptomo. (2020). Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Pelanggan" , *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKomSiN)*.
- Rizal Rachman, Rissa Nurfitriana Handayani. (2021). Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM" , *Jurnal Informatika*.
- Lishan Liu, Chun Liu, Fang Wang, Yonghong Wu. (2016). Strong convergence of a general iterative algorithm for asymptotically nonexpansive semigroups in Banach spaces, *Journal of Nonlinear Sciences and Applications*.
- Maya Noura Nazifah, Khairul Ikhwan. (2021). Analisis Faktor Kendala Industri Kecil Menengah (Studi Pada IKM Makanan di Kelurahan Tidar Utara Kota Magelang), *Jurnal Manajemen dan Bisnis Equilibrium*.
- Siti Utami Nurfadillah.. (2019). Meningkatkan Kesejahteraan Masyarakat Melalui Program Up2k-PKK Di Desa Kayuambon Lembang, *Comm-Edu (Community Education Journal)*.