

Klasifikasi Kelayakan Pemberian Kredit Nasabah Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Pada PT BPR Nusantara Bona Pasogit 17

Dina Sonia Lumbantoruan¹, Indra M. Sarkis², Asaziduhu Gea³
^{1,2,3}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

Info Artikel

Histori Artikel:

Received, Nov 9, 2025
Revised, Nov 18, 2025
Accepted, Nov 26, 2025

Keywords:

Klasifikasi,
Kelayakan Kredit,
Algoritma Naïve Bayes.

ABSTRAK

Bank Perkreditan Rakyat (BPR) adalah lembaga keuangan yang berperan besar dalam mendorong pertumbuhan ekonomi mikro di Indonesia, khususnya melalui penyediaan layanan keuangan bagi masyarakat menengah ke bawah dan pembiayaan UMKM. Kredit macet terjadi karena tidak adanya analisis kredit yang dilakukan dalam proses pengambilan keputusan untuk menentukan apakah seorang nasabah layak atau tidak layak menerima kredit seperti di PT BPR Nusantara Bona Pasogit 17. Untuk mengatasi permasalahan tersebut dilakukannya pengklasifikasian pemberian kredit nasabah dengan membangun sistem yang akan memudahkan pihak BPR dalam mengklasifikasikan nasabah menggunakan algoritma Naïve Bayes. Sistem dibangun dengan memanfaatkan 305 data nasabah tahun 2022–2024 berdasarkan atribut usia, pinjaman, jangka waktu, pendapatan, agunan, dan riwayat kredit. Model dievaluasi menggunakan confusion matrix dengan metrik akurasi, presisi, dan recall. Hasil menunjukkan model mencapai akurasi 85,25%, presisi 83,33%, dan recall 97,56%. Sistem ini diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web yang mendukung pengambilan keputusan secara otomatis, cepat, dan transparan. Dengan pendekatan ini, proses analisis kredit menjadi lebih efisien dan mampu mengurangi risiko kredit bermasalah.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Penulis Koresponden:

Dina Sonia Lumbantoruan,
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Methodist Indonesia, Medan,
Jl. Hang Tuah No.8, Medan - Sumatera Utara.
Email: corresp-author@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Bank Perkreditan Rakyat (BPR) merupakan lembaga keuangan yang berperan penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi mikro di Indonesia, khususnya dalam menyediakan layanan keuangan kepada masyarakat kelas menengah ke bawah dan memiliki peran penting dalam menunjang pembiayaan pelaku usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM). Namun, proses pemberian kredit yang masih banyak dilakukan secara manual berisiko menimbulkan kesalahan analisis, keterlambatan layanan hingga kredit bermasalah. PT BPR Nusantara Bona Pasongit 17 menghadapi tantangan serupa, terutama dalam menentukan kelayakan kredit nasabah secara objektif dan efisien.

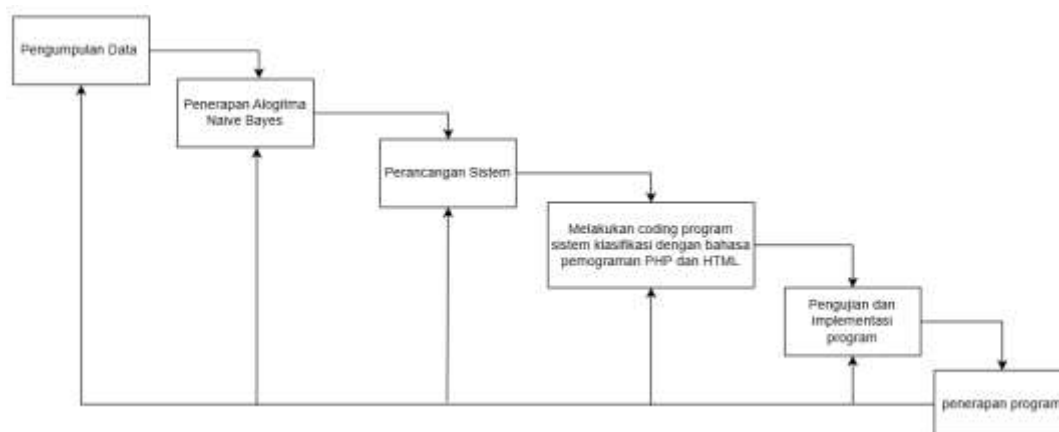
Untuk mengatasi masalah tersebut, pemanfaatan teknologi *data mining* menjadi solusi yang tepat. Proses Data mining untuk menemukan pola atau informasi tersembunyi dalam sekumpulan data dengan teknik tertentu yang tujuannya mendukung pengambilan Keputusan[1]. Salah satu metode klasifikasi yang banyak digunakan dalam pengambilan keputusan berbasis data historis

adalah algoritma Naive Bayes[2]. Metode ini menawarkan pendekatan probabilistik yang sederhana namun efektif dalam mengelompokkan data berdasarkan atribut-atribut tertentu. Penelitian sebelumnya telah menunjukna bahwa Naive Bayes dapat menghasilkan akurasi klasifikasi yang baik dalam konteks kelayakan kredit. Algoritma Naïve Bayes telah banyak digunakan dalam klasifikasi kelayakan kredit karena akurasi tinggi dan efisiensinya. Penelitian oleh Wildan M. Habibulloh (KSP Mekar Jaya) menunjukkan akurasi 76,76% dan AUC 0,824 [3], sedangkan studi Agung Triayudi menekankan kemampuannya dalam mempercepat keputusan dan mengurangi risiko kredit macet [4].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kelayakan kredit berbasis web menggunakan algoritma Naive Bayes di PT BPR NBP 17. Sistem ini memanfaatkan data historis nasabah tahun 2022-2024 dan atribut seperti usia, pendapatan, riwayat kredit, agunan dan jangka waktu pinjaman. Model ini dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, presisi dan recall. Inovasi dari penelitian ini ada pada penerapan model klasifikasi kedalam aplikasi web yang memudahkan proses pengambilan keputusan kredit secara otomatis, cepat dan transparan. Pendekatan ini diharapkan bisa menganalisis pemberian kredit lebih efisien dan mengurangi risiko kredit bermasalah.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode klasifikasi menggunakan model algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi pemberian kredit pada nasabah untuk layak atau tidak dalam menerima pinjaman. Gambar 1 berikut menunjukkan framework penelitian yang akan digunakan di penelitian ini.



Gambar 1 Framework Penelitian

Penjelasan lebih rinci mengenai setiap aspek yang terdapat pada framework penelitian dapat dilihat pada uraian berikut:

2.1. Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini dikumpulkan langsung dari tempat penelitian yang merupakan data pemberian kredit pada nasabah di BPR NBP 17. Dalam pengumpulan data untuk penelitian ini adanya wawancara berupa tanya jawab antara peneliti dengan narasumber yang bertujuan untuk memudahkan penulis mendapatkan informasi yang dibutuhkan. Data yang dikumpulkan berupa variabel usia, pinjaman, jangka waktu, pendapatan, agunan dan riwayat kredit. Data yang diolah dalam penelitian ini terdapat 305 data nasabah dimulai tahun 2022-2024 yang terdapat pada tabel 1.

Tabel 1 Database Nasabah

No	Usia	Jumlah Pinjaman (Rp)	Jangka Waktu (bulan)	Pendapatan (Rp)	Agunan	Riwayat Kredit	Status
1	25	Rp10,000,000.00	12	Rp3,350,000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak

2	30	Rp30,000,000.00	24	Rp3,500,000.00	BPKB Mobil	Lancar	Layak
3	28	Rp18,000,000.00	36	Rp4,300,000.00	Sertifikat Tanah	Macet	Tidak Layak
4	35	Rp20,000,000.00	12	Rp6,260,000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak
5	40	Rp20,000,000.00	60	Rp5,000,000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak
6	22	Rp9,000,000.00	12	Rp3,000,000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak
7	45	Rp50,000,000.00	48	Rp6,250,000.00	Sertifikat Tanah	Macet	Layak
8	33	Rp7,000,000.00	24	Rp4,250,000.00	BPKB Mobil	Lancar	Layak
9	29	Rp15,000,000.00	36	Rp2,800,000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak
10	38	Rp100,000,000.00	12	Rp5,200,000.00	BPKB Motor	Lancar	Tidak Layak
11	27	Rp8,000,000.00	24	Rp3,500,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
12	31	Rp20,000,000.00	36	Rp3,100,000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak
13	36	Rp60,000,000.00	12	Rp4,125,000.00	BPKB Mobil	Lancar	Layak
14	50	Rp90,000,000.00	12	Rp4,000,000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak
15	41	Rp50,000,000.00	60	Rp4,800,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
16	34	Rp150,000,000.00	36	Rp5,000,000.00	BPKB Motor	Lancar	Tidak Layak
17	26	Rp10,000,000.00	24	Rp5,200,000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak
18	39	Rp35,000,000.00	48	Rp5,500,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
19	32	Rp15,000,000.00	36	Rp3,900,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
20	37	Rp50,000,000.00	12	Rp5,400,000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak
...	...	...	...	...	...	...	...
200	57	Rp12,000,000.00	36	Rp3,000,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
201	35	Rp5,000,000.00	12	Rp4,310,000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak
202	58	Rp6,000,000.00	12	Rp3,500,000.00	Sertifikat Rumah	Macet	Tidak Layak
203	45	Rp10,000,000.00	12	Rp2,890,000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak
204	44	Rp30,000,000.00	36	Rp2,500,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
...	...	...	...	...	...	...	...
303	25	Rp10,000,000.00	48	Rp3,000,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak
304	55	Rp30,000,000.00	60	Rp4,000,000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak
305	35	Rp35,000,000.00	60	Rp5,050,000.00	Sertifikat Tanah	Lancar	Layak

2.2. Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah salah satu metode klasifikasi yang bekerja berdasarkan perhitungan peluang untuk memperkirakan kelas dari suatu data. Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh ilmuwan asal Inggris, Thomas, yang menyatakan bahwa metode ini dapat memprediksi kejadian di masa depan dengan mengandalkan data historis, dengan asumsi bahwa setiap variabel bersifat independen atau tidak saling memengaruhi.

Pada Klasifikasi Naïve Bayes ada atau tidaknya persamaan dari sebuah kelas, hubungannya tidak ada dengan kelas lain[5]. Persamaan theorema Bayes adalah:

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

Keterangan:

X : Data *class* yang belum diketahui

H : Hipotesis data x dengan *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 kondisi tersebut
 $P(X)$: Probabilitas dari X

Untuk klasifikasi dengan data kontinyu digunakan rumus Distribusi Gaussian didefinisikan sebagai berikut:

$$P(X_i | C_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \frac{-(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}$$

Keterangan:

- P : Peluang
 X : Nilai atribut ke i
 x_i : data n yang dicari
 μ : Mean, rata-rata seluruh atribut
 σ : Deviasi standar, varian seluruh atribut

Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes mempunyai langkah-langkah sebagai berikut:

1. Melakukan split data untuk membagi data training dan data latih.
2. Menghitung probabilitas untuk data kategorial dengan perhitungan frekuensi kemunculan dalam tiap kelas.
3. Mencari Mean dan standar deviasi untuk data kontinyu.
4. Membuat data uji berupa data yang belum diklasifikasikan kelayakannya yang akan dihitung menggunakan Distribusi Gaussian
5. Menghitung peluang untuk masing masing kelas layak atau tidak layak
6. Membandingkan probabilitas layak dan tidak layak Jika $P(C_{\text{layak}} | X) > P(C_{\text{tidak layak}} | X)$, data masuk kategori layak. Jika tidak, data masuk kategori Tidak Layak.
7. Mengklasifikasikan data ke dalam salah satu kelas berdasarkan hasil perbandingan.

2.3. Evaluasi Model Klasifikasi

Confusion matrix merupakan metode evaluasi umum yang digunakan untuk mengukur kinerja model, dengan mempertimbangkan akurasi, precision, recall, dan error rate[6], [7]

. Precision menunjukkan persentase data relevan dari hasil yang diprediksi relevan, akurasi adalah rasio prediksi benar terhadap total kasus, sementara error rate mengukur proporsi prediksi yang salah[8]. Dalam model klasifikasi terdapat tiga metrik evaluasi yang sering digunakan dalam mengukur seberapa baik performa pemodelan klasifikasi yaitu:

a. Akurasi (Accuracy)

Akurasi merupakan metrik yang mengukur sejauh mana model klasifikasi mampu memprediksi kelas dengan benar dari seluruh kasus yang dievaluasi. Rumus akurasi adalah:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{\text{jumlah total prediksi}}$$

b. Presisi (Precision)

Presisi merupakan metrik yang mengukur sejauh mana prediksi positif dari model (misalnya, prediksi bahwa suatu contoh masuk ke dalam suatu kelas) adalah relevan atau benar. Presisi memberikan Gambaran tentang tingkat keakuratan prediksi positif. Rumus presisi adalah:

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP}$$

c. Recall (Sensitivity atau True Positive Rate)

Recall digunakan dalam meminimalkan jumlah kasus yang sebenarnya positif yang terlewatkan oleh model (false negative). Rumus recall adalah:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

3. PEMBAHASAN DAN HASIL

3.1. Implementasi Algoritma Naïve Bayes

Pada perhitungan Naïve Bayes secara manual, data terlebih dahulu displit dengan 80% data training dan 20% data latih. Berikut adalah salah satu contoh perhitungan manual untuk menghitung probabilitas prediksi pemberian kredit Nasabah dengan 80% data training (244 data) menggunakan rumus Naïve Bayes, pada data uji yang digunakan sebagai perhitungan yaitu: Usia= 37 Tahun, Pinjaman = Rp30,000,000.00, Jangka Waktu = 60 bulan, Pendapatan = Rp3,000,000.00, Agunan = BPKB Motor, Riwayat Kredit = Lancar, Maka Status =?

1. Tahap pertama

Menghitung probabilitas prior untuk kelas pertama C1 yaitu Status='Layak':

$$P(Y=\text{Layak}) = 182/244 = 0.7459$$

Menghitung probabilitas prior untuk kelas kedua C2 yaitu Status='Tidak Layak':

$$P(Y=\text{Tidak Layak}) = 61/244 = 0.2540$$

2. Menghitung probabilitas untuk setiap kelas atribut Kategorial dengan rumus $P(X|C_i)$ pada sampel data yaitu:

a. Agunan

$$P(\text{Agunan}=\text{BPKB Motor} | \text{Status}=\text{Layak}) = 47/182 = 0.2582$$

$$P(\text{Agunan}=\text{BPKB Motor} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 18/62 = 0.2903$$

$$P(\text{Agunan}=\text{Sertifikat Tanah} | \text{Status}=\text{Layak}) = 47/182 = 0.2582$$

$$P(\text{Agunan}=\text{Sertifikat Tanah} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 14/62 = 0.2258$$

$$P(\text{Agunan}=\text{Sertifikat Rumah} | \text{Status}=\text{Layak}) = 34/182 = 0.1868$$

$$P(\text{Agunan}=\text{Sertifikat Rumah} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 4/62 = 0.0645$$

$$P(\text{Agunan}=\text{Mobil} | \text{Status}=\text{Layak}) = 23/182 = 0.1373$$

$$P(\text{Agunan}=\text{Mobil} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 14/62 = 0.2258$$

$$P(\text{Agunan}=\text{SK PNS} | \text{Status}=\text{Layak}) = 18/182 = 0.0989$$

$$P(\text{Agunan}=\text{SK PNS} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 0/62 = 0$$

$$P(\text{Agunan}=\text{SK POLRI} | \text{Status}=\text{Layak}) = 4/182 = 0.0219$$

$$P(\text{Agunan}=\text{SK POLRI} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 0/62 = 0$$

$$P(\text{Agunan}=\text{SK CAMAT} | \text{Status}=\text{Layak}) = 7/182 = 0.0384$$

$$P(\text{Agunan}=\text{SK CAMAT} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 12/62 = 0.1935$$

b. Riwayat Kredit

$$P(\text{Riwayat Kredit}=\text{Lancar} | \text{Status}=\text{Layak}) = 173/182 = 0.9505$$

$$P(\text{Riwayat Kredit}=\text{Lancar} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 14/62 = 0.2258$$

$$P(\text{Riwayat Kredit}=\text{Macet} | \text{Status}=\text{Layak}) = 9/182 = 0.0494$$

$$P(\text{Riwayat Kredit}=\text{Macet} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 48/62 = 0.7741$$

3. Mengitung Mean dan Standar Deviasi Untuk atribut data kontinyu

a. Mean Atribut

$$\mu(\text{Usia} | \text{Status}=\text{Layak}) = 7306/182 = 40.1428$$

$$\mu(\text{Usia} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 2629/62 = 42.4032$$

$$\mu(\text{Pinjaman} | \text{Status}=\text{Layak}) = 40.080.000,00/182 = 21.747.252,75$$

$$\mu(\text{Pinjaman} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 20.250.000,00/62 = 28.629.032,26$$

$$\mu(\text{Jangka Waktu} | \text{Status}=\text{Layak}) = 4800/182 = 26.3736$$

$$\mu(\text{Jangka Waktu} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 1638/62 = 26.4193$$

$$\mu(\text{Pendapatan} | \text{Status}=\text{Layak}) = 6.942.527,80/182 = 3.814.575,714$$

$$\mu(\text{Pendapatan} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 2.264.284,00/62 = 3.652.070,968$$

b. Standar Deviasi

$$\sigma(\text{Usia} | \text{Status}=\text{Layak}) = \sqrt{\frac{15280.29}{182}} = \sqrt{83.9576} = 9.1881$$

$$\sigma(\text{Usia} | \text{Status} = \text{Tidak Layak}) = \sqrt{\frac{8046.919}{62}} = \sqrt{129.789} = 11.4855$$

$$\sigma(\text{Pinjaman} | \text{Status} = \text{Layak}) = \sqrt{\frac{6.5753}{182}} = \sqrt{3.6128} = 17.453.60,8$$

$$\sigma(\text{Pinjaman} | \text{Status} = \text{Tidak Layak}) = \sqrt{\frac{1.0111}{62}} = \sqrt{1.6309} = 29.495.343,5$$

$$\sigma(\text{Jangka Waktu} | \text{Status} = \text{Layak}) = \sqrt{\frac{38358.59}{182}} = \sqrt{210.7615} = 14.5576$$

$$\sigma(\text{Jangka Waktu} | \text{Status} = \text{Tidak Layak}) = \sqrt{\frac{14361.1}{62}} = \sqrt{231.6306} = 15.3436$$

$$\sigma(\text{Pendapatan} | \text{Status} = \text{Layak}) = \sqrt{\frac{1.7467}{182}} = \sqrt{9.5976} = 9823.80,5$$

$$\sigma(\text{Pendapatan} | \text{Status} = \text{Tidak Layak}) = \sqrt{\frac{4.2241}{62}} = \sqrt{6.8130} = 832.152,3845$$

2. Menghitung *distribusi gaussian* untuk data *kontinyu* untuk data-n

a. Atribut Usia

$$P(\text{usia} = 37 | \text{status} = \text{Layak}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 9.1881}} \exp \frac{-(37-40.1428)^2}{2(9.1881)^2} = 0.0409$$

$$P(\text{usia} = 37 | \text{status} = \text{Tidak Layak}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 11.4855}} \exp \frac{-(37-42.4032)^2}{2(11.4855)^2} = 0.0310$$

c. Atribut Pinjaman

$$P(\text{pinjaman} = \text{Rp}30,000,000.00 | \text{status} = \text{Layak})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 17,453,607.84}} \exp \frac{-(\text{Rp}30,000,000.00 - 21,747,252.75)^2}{2(17,453,607.84)^2} = 2.0439$$

$$P(\text{pinjaman} = \text{Rp}30,000,000.00 | \text{status} = \text{Tidak Layak})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 29,495,343.5}} \exp \frac{-(\text{Rp}30,000,000.00 - 28,629,032.26)^2}{2(29,495,343.5)^2} = 1.35$$

d. Atribut Jangka Waktu

$$P(\text{jangka waktu} = 60 | \text{status} = \text{Layak}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 14.5576}} \exp \frac{-(60-26.3736)^2}{2(14.5576)^2} = 0.0019$$

$$P(\text{jangka waktu} = 60 | \text{status} = \text{Tidak Layak}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 15.3436}} \exp \frac{-(60-26.4193)^2}{2(15.3436)^2} = 0.0023$$

e. Pendapatan

$$P(\text{pendapatan} = \text{Rp}3,000,000.00 | \text{status} = \text{Layak})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 982,380.754}} \exp \frac{-(\text{Rp}3,000,000.00 - 3,814,575.714)^2}{2(982,380.754)^2} = 2.8795$$

$$P(\text{pendapatan} = \text{Rp}3,000,000.00 | \text{status} = \text{Tidak Layak})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 832,152.3845}} \exp \frac{-(\text{Rp}3,000,000.00 - 3,652,070.968)^2}{2(832,152.3845)^2} = 3.5267$$

3. Menghitung dan Mengkalikan semua hasil label Layak dan Tidak Layak $P(X|C_i)$ untuk setiap kelas, yaitu:

$$\begin{aligned} P(X|Y=\text{Layak}) &= P(\text{usia}=37 \text{ tahun} | \text{Status} = \text{Layak}) \times P(\text{Pinjaman} = \text{Rp}30.000.000,00 \\ &| \text{Status} = \text{Layak} \times P(\text{Jangka Waktu} = 60 | \text{Status} = \text{Layak}) \times P(\text{Pendapatan} = \\ &\text{Rp}3,000,000.00 | \text{Status} = \text{Layak}) \times P(\text{Agunan} = \text{BPKB Motor} | \text{Status} = \text{Layak}) \times P(\text{Riwayat} \\ &\text{Kredit} = \text{Lancar} | \text{Status} = \text{Layak}) \end{aligned}$$

$$= 0.0409 \times 1.9175 \times 0.0019 \times 2.8795 \times 0.2582 \times 0.9505$$

$$= 1.1254$$

$$P(X|Y = \text{Tidak Layak}) = P(\text{usia}=37 \text{ taun} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) \times P(\text{Pinjaman}=\text{Rp30.000.000,00} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) \times P(\text{Jangka Waktu} = 60 | \text{Status} = \text{Tidak Layak}) \times P(\text{Pendapatan}=\text{Rp3.000.000,00} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) \times P(\text{Agunan}=\text{BPKB Motor} | \text{Status}=\text{Tidak Layak}) \times P(\text{Riwayat Kredit}=\text{Lancar} | \text{Status}=\text{Tidak Layak})$$

$$= 0.0310 \times 9.7777 \times 0.0023 \times 3.5267 \times 0.2903 \times 0.2258$$

$$= 2.3028$$

4. Probabilitas *posterior* tuple X berada di kelas Ci dengan memaksimalkan $P(X|C_i)P(C_i)$

$$P(X|\text{Status}=\text{Layak}) \times P(Y|\text{Status}=\text{Layak}) = 1.1254 \times 0.7459$$

$$= 8.3944$$

$$P(X|\text{Status}=\text{Tidak Layak}) \times P(Y|\text{Status}=\text{Tidak Layak}) = 2.3028 \times 0.2540$$

$$= 5.8514$$

Hasil perhitungan:

Probabilitas prediksi Layak = **8.3944**

Probabilitas prediksi Tidak Layak = **5.8514**

Maka Probabilitas prediksi Status "**Layak**, karena probabilitas Layak lebih besar dari probabilitas Tidak Layak"

3.2. Implementasi Sistem

1. Halaman Menu Database

Pada halaman menu database ini akan menampilkan informasi data pemberian kredit nasabah yang telah di input baik dari di import dari excel maupun diinput secara manual.

Id	Usia	Pinjaman	Jangka Waktu	Pendapatan	Agunan	Riwayat Kredit	Status	Aksi
1	35	20000000.00	12	6200000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak	Edit Hapus
2	40	20000000.00	60	5000000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak	Edit Hapus
3	22	8000000.00	12	3000000.00	BPKB Motor	Lancar	Layak	Edit Hapus
4	45	50000000.00	48	6250000.00	Sertifikat Rumah	Macet	Layak	Edit Hapus
5	33	7000000.00	24	4250000.00	BPKB Mobil	Lancar	Layak	Edit Hapus
6	29	15000000.00	36	2800000.00	Sertifikat Rumah	Lancar	Layak	Edit Hapus

Gambar 2 Halaman Menu Database

2. Halaman Proses dan Hasil Klasifikasi Naïve Bayes

Pada halaman ini terdapat input data pemberian kredit nasabah ini akan diklasifikasikan terdiri dari beberapa form seperti usia, pinjaman, jangka waktu, pendapatan, agunan dan Riwayat kredit dapat di lihat di Gambar 3. Pada bagian bawahnya akan terdapat tombol submit di mana Ketika di klik maka akan keluar tahapan perhitungan klasifikasi Naïve Bayes serta hasil klasifikasi nasabah masuk kategori layak atau tidak layak dapat dilihat pada gambar 4.

Gambar 3 Halaman Inputan Proses Klasifikasi Naive Bayes

Tahap 1: Probabilitas Prior

Total Data Training: 246

Layak: 184, Probabilitas: 0.7480

Tidak Layak: 62, Probabilitas: 0.2520

Tahap 2: Probabilitas Kategorikal

Agunan - Layak: 0.2609, Tidak Layak: 0.1452

Riwayat Kredit - Layak: 0.9511, Tidak Layak: 0.0323

Tahap 3: Statistik Numerik

usia - Layak | Mean: 40.1250, StdDev: 9.1158

usia - Tidak Layak | Mean: 41.9070, StdDev: 11.2598

usia - Tidak Layak | Mean: 43.5263, StdDev: 11.6093

pinjaman - Layak | Mean: 21,809,782.6006, StdDev: 17,370,693.4591

pinjaman - Tidak Layak | Mean: 23,651,162.7900, StdDev: 24,942,616.6720

pinjaman - Tidak Layak | Mean: 39,894,736.8400, StdDev: 35,325,396.7601

jangka_waktu - Layak | Mean: 26.6087, StdDev: 14.6651

jangka_waktu - Tidak Layak | Mean: 25.6744, StdDev: 14.5438

jangka_waktu - Tidak Layak | Mean: 28.1053, StdDev: 16.5240

pendapatan - Layak | Mean: 3,805,721.6304, StdDev: 979,381.6392

pendapatan - Tidak Layak | Mean: 3,524,497.6744, StdDev: 802,195.9412

pendapatan - Tidak Layak | Mean: 3,940,789.4737, StdDev: 804,141.0310

Tahap 4: Gaussian Distribution

usia - Gaussian Layak: 0.0413, Tidak Layak: 0.0293

pinjaman - Gaussian Layak: 2.2842E-8, Tidak Layak: 9.6372E-9

jangka_waktu - Gaussian Layak: 0.0020, Tidak Layak: 0.0037

pendapatan - Gaussian Layak: 2.9040E-7, Tidak Layak: 2.5024E-7

Hasil Akhir

Probabilitas Layak: 1.0344E-19

Probabilitas Tidak Layak: 3.1297E-22

Hasil Prediksi: LAYAK

Gambar 4 Halaman Proses dan Hasil Klasifikasi

3. Halaman Confussion Matrix

Untuk menampilkan evaluasi model menggunakan confusion matrix untuk menguji akurasi, presisi dan recall dapat dilihat pada gambar 5.

Evaluasi Model		
	Akurasi	85.25%
	Presisi	83.33%
	Recall	97.56%

Gambar 5 Halaman Confussion Matrix

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan penerapan metode Algoritma Naïve Bayes, diperoleh kesimpulan terkait klasifikasi pemberian kredit kepada nasabah PT BPR Nusantara Bona Pasogit. Dari hasil penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa:

4. Setelah dilakukan pengujian data testing sebanyak 62 data (20%) dari jumlah data nasabah menggunakan Naïve Bayes, terdapat 1 data nasabah yang layak setelah di lakukan klasifikasi menjadi tidak layak mendapatkan kredit dan terdapat 8 data nasabah yang tidak layak setelah dilakukan klasifikasi Naïve Bayes menjadi Layak untuk mendapatkan kredit.
5. Hasil evaluasi model Naïve Bayes menunjukkan hasil yang akurat dalam mengidentifikasi kelayakan pemberian kredit, yang dapat dibuktikan melalui analisis metrik evaluasi uji akurasi 85.25%, Presisi 83.33%, dan Recall 97.56%.

REFERENSI

- [1] S. Anastassia Amellia Kharis and A. Haqqi Anna Zili, "Learning Analytics dan Educational Data Mining pada Data Pendidikan," *J. Ris. Pembelajaran Mat. Sekol.*, vol. 6, pp. 12–20, 2022.
- [2] A. Novriandy, "Implementasi Algoritma Naive Bayes dan Algoritma C4. 5 dalam Klasifikasi Kelayakan Bantuan UMKM," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 208–217, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1099.
- [3] W. Habibulloh and S. Topiq, "Klasifikasi Kelayakan Kredit Menggunakan Algoritma Naive Bayes Pada Ksp Mekar Jaya Maleber," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 92–99, 2021, doi: 10.51977/jti.v3i1.440.
- [4] A. Triayudi and Sumiati, "Implementasi Klasifikasi Data Mining Untuk Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Sist. Komput. dan Inform. Hal 240–*, vol. 244, no. 1, pp. 240–244, 2022, doi: 10.30865/json.v4i1.4653.
- [5] Q. Hasanah, H. Oktavianto, and Y. D. Rahayu, "Analisis Algoritma Gaussian Naive Bayes Terhadap Klasifikasi Data Pasien Penderita Gagal Jantung," *J. Smart Teknol.*, vol. 3, no. 4, pp. 382–389, 2022.
- [6] A. P. Silalahi and H. G. Simanullang, "Supervised Learning Metode K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Diabetes Pada Wanita," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 7, no. 1, pp. 144–149, 2023, doi: 10.46880/jmika.vol7no1.pp144-149.
- [7] A. P. Silalahi and H. G. Simanullang, *DECISSION TREE DAN PENERAPANNYA*. 2025.
- [8] A. Murphy and C. Moore, "Confusion matrix," *Radiopaedia.org*, no. October, 2019, doi: 10.53347/rid-68081.