

Penerapan Data Mining Dalam Pemberian Kelayakan Kredit Nasabah Pada Badan Usaha Milik Desa Gedong Gincu Dengan Metode Naïve Bayes

Farras Hanifatun¹, Lisna Zahrotun²

^{1,2} Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Jln Ringroad Selatan, Daerah Istimewa Yogyakarta, 55191, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2023-09-29

Revised 2025-02-12

Accepted 2025-01-29

Corresponding Author:

Lisna Zahrotun

Email: lisna.zahrotun@tif.uad.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – BUMDes Gedong Gincu is a rural business that provides savings and loan services to village communities. BUMDes Gedong Gincu in determining customers is still very simple, namely by looking at where the customer comes from and how close they are to previous customers who have applied for credit, so it is not a guarantee whether or not the new customer is eligible to get a loan at BUMDes Gedong Gincu. Another problem that occurs is the lack of thoroughness by BUMDes administrators in assessing customers. The aim of this research is to apply the Naïve Bayes method in determining the credit worthiness of customer applications. The method used in this research is Naïve Bayes with testing using a confusion matrix. Research stages include data selection, data cleaning, data transformation, application of the Naïve Bayes method, testing. The result of this research is an application that can facilitate BUMDes Gedong Gincu in evaluating the feasibility of providing credit. The test results using 186 data using the confusion matrix method, an accuracy of 67% was obtained. However, based on SUS testing by users, they got a result of 82.25. This indicates that this application is good and suitable for use by BUMDes Gedong Gincu.

.Keywords: Data mining; Classification; Naïve bayes, BUMDes.

Abstrak – BUMDes Gedong Gincu merupakan salah satu usaha pedesaan yang memberikan layanan simpan pinjam kepada masyarakat desa. BUMDes Gedong Gincu dalam menentukan nasabah masih sangat sederhana, yaitu dengan cara melihat nasabah itu berasal dari mana dan dekat dengan nasabah sebelumnya yang telah mengajukan kredit, sehingga tidak menjadi jaminan apakah nasabah baru tersebut dapat golongan layak atau tidaknya untuk mendapatkan pinjaman di BUMDes Gedong Gincu. Permasalahan lain yang terjadi adalah kurang telitnya pengurus BUMDes dalam penilaian terhadap nasabah. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan metode Naïve Bayes dalam menentukan kelayakan kredit yang diajukan nasabah. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes dengan pengujian menggunakan confusion matrix. Tahapan penelitian meliputi seleksi data, pembersihan data, transformasi data, penerapan metode naïve bayes, pengujian. Hasil dari penelitian ini adalah sebuah aplikasi yang dapat memfasilitasi BUMDes Gedong Gincu dalam melakukan evaluasi kelayakan pemberian kredit. Hasil pengujian menggunakan 186 data dengan metode confusion matrix diperoleh akurasi 67%. Meskipun demikian berdasarkan pengujian SUS oleh pengguna mendapatkan hasil 82,25. Hal ini mengindikasikan bahwa aplikasi ini baik dan layak digunakan oleh BUMDes Gedong Gincu

Kata Kunci: Data mining, Klasifikasi, Naïve bayes, BUMDes

I. PENDAHULUAN

Keyakinan nasabah pada institusi keuangan merupakan sebuah keberhasilan dalam badan keuangan, karena nasabah memegang peranan penting dalam mendukung kegiatan operasional lembaga keuangan dalam memilih preferensi lembaga terhadap alternatif pembiayaan berupa tabungan. Institusi keuangan akan menyalurkan kembali dalam bentuk pinjaman kepada masyarakat pedesaan untuk meningkatkan taraf dan kualitas hidup [1]. Organisasi bisnis pedesaan merupakan elemen krusial namun dapat menjadi kelemahan dalam mendukung peningkatan ekonomi di wilayah pedesaan. Pembangunan desa bisa dimulai dengan memperkuat usaha kecil dan menengah mandiri dalam bentuk Badan Usaha Milik Desa [2].

Badan Usaha Milik Desa (BUMDes) Gedong Gincu merupakan salah satu badan usaha yang berlokasi di Desa Sliyeg Lor yang memberikan layanan simpan pinjam kepada nasabahnya. Modal usaha berasal dari berbagai sumber seperti dana pemerintah desa, hasil presentase dari pendapatan BUMDes dan bantuan pemerintah kota dan provinsi. Tahapan pinjaman BUMDes dengan cara calon nasabah datang dan menghadap pengurus BUMDes dengan menunjukkan identitas diri dan mengisi form yang sudah disediakan, setelah itu calon nasabah menunggu tanggal pencairan, tanggal pencairan ini biasanya dilakukan sebulan sekali di kantor. Proses pemberian kredit merupakan hal sangat penting bagi BUMDes Gedong Gincu, karena pihak pengurus kesulitan untuk mencari tahu siapa yang mencapai pinjaman memenuhi syarat untuk mendapatkan fasilitas kredit dan tidak berisiko gagal membayar kredit. Keadaan BUMDes Gedong Gincu dalam menentukan nasabah masih bisa terbilang sangat sederhana, yaitu dengan cara melihat nasabah itu berasal dari mana dan dekat dengan nasabah sebelumnya yang telah mengajukan kredit, sehingga tidak menjadi jaminan apakah nasabah baru tersebut dapat tergolong layak atau tidaknya untuk mendapatkan pinjaman di BUMDes Gedong Gincu. Permasalahan ini

muncul karena dikarenakan kurang telitinya pengurus BUMDes dalam melakukan penelaian terhadap calon nasabah. Agar dapat memprediksi kelayakan pemberian kredit di masa depan dengan baik, diperlukan bantuan teknologi data mining. Teknologi *data mining* dapat membantu mengidentifikasi pola dan tren dalam data historis, sehingga dapat memberikan pandangan yang lebih akurat tentang bagaimana keputusan pemberian kredit dapat memengaruhi kinerja nasabah di masa mendatang. Dengan demikian, penggunaan data mining dapat menjadi alat yang berguna dalam meningkatkan kebijakan pemberian kredit dan mengurangi risiko yang terkait dengan keputusan tersebut. Hal ini pernah dilakukan dalam pengklasifikasian kelayakan kredit menggunakan teknik data mining dengan akurasi 99,8% [1].

Data mining merupakan salah satu teknik untuk mencari pola-pola yang relevan sesuai dengan yang menghasilkan informasi yang dapat digunakan untuk memperkuat proses pengambilan keputusan dan melakukan analisis yang relevan sesuai dengan situasi yang terkait [3]. *Naïve bayes* merupakan salah satu teknik data mining yang dapat dimanfaatkan dalam membuat model secara cepat, membuat prediksi, dan menyediakan cara baru untuk mengeksplorasi dan memahami data [4]. Pengklasifikasian *naïve bayes* terdiri dari dua tahap yaitu tahap *training* dan *testing*. Tahap pelatihan (*training*) adalah membuat model, sedangkan tahap pengujian (*testing*) bertujuan untuk menguji dan mengetahui model yang sudah dibuat pada tahap pelatihan [5]. Pada metode *naïve bayes* ini digunakan teknik probabilitas dalam penghitungannya.

Merujuk penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan klasifikasi untuk menilai kelayakan pemberian pinjaman dengan pendekatan *naïve bayes* di Koperasi Simpan Pinjam Artha Segara, penelitian ini mengambil sampel dari 1200 data nasabah yang melibatkan 15 variabel. Hasil penelitian tersebut menunjukkan tingkat presisi sebesar 0,998 atau setara dengan 99,8%, dengan tingkat recall yang sama, yaitu 0,998 atau 99,8%, serta tingkat akurasi prediksi mencapai 100%. Namun, ketika penerapan klasifikasi menggunakan 16 variabel untuk menentukan kelayakan pemberian pinjaman kepada nasabah, hasilnya adalah 59,00% [1]. Penelitian terkait klasifikasi pengelolaan kredit menggunakan metode *naïve bayes* dengan bantuan *tools rapidminer* dengan banyaknya atribut memberikan persentase keakuratan sebesar 59,00% bisa dianggap sebagai tingkat keakurasi yang memadai jika dibandingkan dengan hasil analisis dan klasifikasi kelayakan pemberian kredit kepada nasabah menggunakan 9 atribut, yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 56,00%. Sehingga proses evaluasi berhasil dapat ditentukan bahwa penundaan pembiayaan dapat diperkirakan sejak awal waspada dan dapat mengurangi peningkatan kredit macet [6]. Penelitian lainnya menjelaskan bahwa pengimplementasian dalam meminimalkan kerugian pada institusi keuangan [7] harus memantau proses pinjaman kredit dengan tepat dan benar, supaya dana yang dipinjamkan berkualitas dan tidak menimbulkan masalah di masa depan.

Berdasarkan permasalahan yang ada dan penelitian sebelumnya maka dalam penelitian ini dilakukan Penerapan data mining dalam memprediksi kelayakan pemberian kredit nasabah BUMDes khususnya di daerah Gedong Gincu Sliyeg Lor dengan menggunakan metode *naïve bayes*. Dengan Variabel yang digunakan sejumlah 10 variabel yang merupakan pengembangan dari penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan 9 variabel [6].

II. METODE

A. Algoritma *Naïve Bayes*

Naïve bayes adalah metode kategorisasi yang didasarkan pada prinsip probabilitas dan statistik yang dirumuskan oleh ilmuwan Inggris bernama Thomas Bayes. Prinsipnya adalah meramalkan peluang atau probabilitas terjadinya suatu peristiwa di masa depan berdasarkan pengalaman dari masa kemarin, sehingga sering di sebut sebagai Teorema Bayes. Dalam implementasinya, algoritma *naïve bayes* tidak mempertimbangkan hubungan antara satu atribut dengan atribut lainnya, dengan kata lain, setiap atribut dianggap bebas terhadap atribut lainnya, meskipun terdapat kemungkinan adanya keterkaitan di antara atribut-atribut tersebut [8]. Algoritma *naïve bayes* memiliki keunggulan dalam menangani data yang bersifat kuantitatif dan diskrit, menangani nilai yang hilang, memiliki kecepatan dan efisiensi yang baik, kuat terhadap fitur yang tidak relevan. Namun kekurangan *naïve bayes* ketika probabilitas bersyaratnya nol, maka probabilitas yang diprediksi akan menjadi nol, dan diasumsikan bahwa variabel-variabel yang digunakan adalah independen. Persamaan umum *naïve bayes* ditunjukkan pada persamaan 1 [9]:

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

Keterangan

X = Data yang belum memiliki label kelas

H = Hipotesis bahwa data tersebut termasuk dalam suatu kelas tertentu

P(H|X) = Probabilitas hipotesis H mempertimbangkan kondisi X (Probabilitas Pasterori)

P(H) = Probabilitas awal atau prior dari hipotesis H (*Prior Priority*)

P(X|H) = Probabilitas X diberikan hipotesis H

P(X) = Probabilitas X secara keseluruhan

B. Confution Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk memberikan hasil dari proses pelatihan dan pengujian, serta memberikan penilaian tentang sejauh mana klasifikasi berhasil atau tidak. *Confusion Matrix* mengukur ke seberapa baik hasil klasifikasi dalam mengidentifikasi objek dengan benar atau tidak. Tabel *Confusion Matrik* ditunjukkan pada Tabel 1 [9]:

Tabel I
CONFUSION MATRIX

Prediksi	Aktual	
	Positif	Negatif
Positif	TP (True Positif)	FP (False Negatif)
Negatif	FN (False Negatif)	TN (True Negatif)

Berdasarkan Tabel I dapat dijabarkan bahwa :

- 1) *True Positif* (TP), merujuk pada jumlah data yang bernilai positif dan telah diklasifikasikan dengan benar
- 2) *True Negatif* (TN), mengacu pada data yang bernilai negatif dan telah diklasifikasikan dengan benar
- 3) *False Negatif* (FN), merujuk pada data yang bernilai negatif tetapi diklasifikasikan sebagai positif oleh sistem
- 4) *False Positif* (FP), mengacu pada data yang bernilai positif tetapi diklasifikasikan secara salah oleh sistem

C. Tahapan Penelitian

Tujuannya adalah memastikan bahwa penelitian dapat menemukan solusi atau metode yang efektif untuk masalah. Oleh karena itu, langkah-langkah penelitian telah dirancang sebagai panduan untuk mengarahkan jalannya penelitian. Proses tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

1) Identifikasi Masalah

Permasalahan terkait penelitian meliputi kesulitannya pengurus BUMDes dalam menentukan pemohon kredit yang dari nasabah dan keterbatasan informasi yang diperoleh dari nasabah itu sendiri. Berdasarkan hasil identifikasi masalah yang ada, hal tersebut dapat mengakibatkan pemberian kredit nasabah yang kurang tepat sasaran.

2) Pengumpulan Data

Pengumpulan data memiliki dua kategori, ini mencakup data primer dan data sekunder. Data primer didapatkan melalui wawancara dan survei, sementara data sekunder berasal dari jurnal-jurnal yang relevan [10]. Setelah data terkumpul, dilakukan proses pengolahan data untuk diubah menjadi informasi yang jelas dan mudah dimengerti sehingga data dapat digunakan pada tahapan analisis. Tahap pengolahan data meliputi tahapan *data mining* dan pemrosesan data menemukan peluang atau probabilitas dengan pendekatan *naïve bayes*. Pengumpulan data yang dimaksud ialah data nasabah BUMDes Gedong Gincu dengan banyaknya data 186 data dan 12 atribut.

3) Penerapan Metode Mining Metode Klasifikasi Naïve Bayes

Data mining atau sering disebut juga *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah salah satu teknik menganalisis data yang berasal dari *database* yang memiliki volume besar. Proses *data mining* merupakan proses penambangan data atau pencarian pola-pola tertentu yang hasilnya dapat dimanfaatkan untuk mendukung dalam pengambilan keputusan [3]. Berdasarkan perannya *data mining* terdapat beberapa teknik diantaranya *asosiasi*, *clustering* dan klasifikasi [11].



Gambar 1. Flowchart Penelitian

4) Perancangan Sistem

Tahapan perancangan bertujuan untuk menghasilkan rancangan yang sesuai dengan kebutuhan yang ditentukan selama tahap analisis [12]. Perancangan dimulai dengan membuat alur sistem, tabel database yang dibutuhkan, desain antarmuka, *use case diagram*, dan *entitas relationship*

5) Implementasi Sistem

Setelah analisis perancangan sistem selesai, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan sistem menggunakan bahasa pemrograman PHP, dengan editor teks Sublime, serta menggunakan Xampp sebagai server lokal [13].

6) Pengujian Sistem

Pengujian menggunakan metode *Confusion matrix* dan *System Usability Scale* (SUS). SUS adalah teknik pengujian yang berfokus pada fungsi atau kinerja program komputer. Pemilihan metode pengujian SUS dalam penelitian ini didasari oleh beberapa kelebihan yang dimilikinya antara lain yaitu proses pengujian tidak memerlukan akses kode dan didasarkan pada sudut pandang pengguna *system* sehingga dapat diketahui kondisi spesifikasi *system*. Selain itu, waktu yang dibutuhkan untuk mempersiapkan pengujian terbilang singkat. SUS Testing menitikberatkan pada 10 pertanyaan yang meliputi [14] :

- Saya berpikir akan menggunakan system ini lagi
- Saya merasa sistem ini rumit untuk digunakan
- Saya merasa sistem ini mudah digunakan
- Saya membutuhkan bantuan dari orang lain atau teknisi dalam menggunakan sistem ini.
- Saya merasa fitur-fitur sistem ini berjalan dengan semestinya
- Saya merasa ada banyak hal yang tidak konsisten (tidak serasi pada sistem ini)
- Saya merasa orang lain akan memahami cara menggunakan sistem ini dengan cepat
- Saya merasa sistem ini membingungkan
- Saya merasa tidak ada hambatan dalam menggunakan sistem ini
- Saya perlu membiasakan diri terlebih dahulu sebelum menggunakan sistem ini

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Identifikasi Masalah

Berdasarkan wawancara dengan pengurus BUMDes kesulitan dalam menentukan pemohon kredit yang akan mengajukan kredit, keterbatasan informasi nasabah dapat mengakibatkan pemberian kredit nasabah

1) Pengumpulan data Primer dan Sekunder

Berdasarkan data yang telah terkumpul, dalam penelitian ini digunakan data nasabah yang berjumlah 186 data dan data tersebut mencakup 12 atribut diantaranya nama, no angsuran usp, jenis kelamin, status, umur, pekerjaan, penghasilan, jumlah pinjaman, jangka waktu, tunggakan desa, kelayakan. Data yang didapatkan dalam bentuk file excel yang kemudian diolah dalam aplikasi ini. 12 data atribut tersebut tidak semua dimasukkan dalam tahap *mining*. Pada penelitian ini digunakan 10 data atribut 9 atribut digunakan atribut umum dan 1 atribut digunakan untuk atribut target. Hal ini sesuai dengan penelitian sebelumnya bahwa atribut yang digunakan penting dlama melakukan klasifikasi kelayakan nasabah [1][6].

2) Penerapan Data mining menggunakan metode Naïve Bayes

Penerapan metode Naïve Bayes ini terlebih dahulu dilakukan *preprocessing* yang meliputi proses *Selection* dan *transformation* data. Seleksi data dilakukan berdasarkan dengan wawancara pengurus BUMDes Gedong Gincu untuk mendapatkan variable data yang akan digunakan dalam penelitian ini yang berjumlah 10 variabel dari total 12 variabel. Hasil proses seleksi data ditunjukkan pada Table I.

TABEL I
SELEKSI DATA

Variabel	Keterangan	Indikator
A01	Nama	Tidak digunakan
A02	No angsuran USP	Tidak digunakan
A03	Jenis Kelamin	digunakan
A04	Status	digunakan
A05	Umur	digunakan
A06	Pekerjaan	digunakan
A07	Penghasilan	digunakan
A08	Jumlah Pinjaman	digunakan
A09	Jangka waktu	digunakan
A10	Angsuran Perbulan	digunakan
A11	Tunggakan Desa	digunakan
A12	Kelayakan	digunakan

Setelah dilakukan seleksi data maka ada tranformasi data untuk beberapa variabel. Hasil transaformasi ditunjukkan pada Tabel II.

TABEL II
TRANSFORMASI DATA

Atribut	Keterangan	Tranformasi
Umur	0-30	U1
Umur	30,1-45	U2
Umur	45,1 - 65	U3
Penghasilan	50.000 – 2.000.000	PH1
Penghasilan	2.000.001 – 4.000.000	PH2
Penghasilan	4.00.001 – 6.000.000	PH3
Penghasilan	>6.000.0000	PH4
Jumlah Pinjaman	100.000-1.000.000	Kecil
Jumlah Pinjaman	1.000.001-2.000.000	Sedang
Jumlah Pinjaman	2.000.001-3.000.000	Tinggi
Angsuran Perbulan	100.000-250.000	A1
Angsuran Perbulan	250.001-350.000	A2
Angsuran Perbulan	350.001-450.000	A3

Terdapat 186 data dimana dari data tersebut diantaranya akan digunakan untuk data *training* dan data *testing*. Data *testing* yang digunakan adalah pada data yang ke 186. Berikut langkah dalam perhitungan *naïve bayes*:

- a) Menghitung jumlah kelas dari atribut berdasarkan klasifikasi yang telah terbentuk (probabilitas sebelumnya atau prior probability). kelas layak dan tidak layak .
 - $P(\text{Layak/Total}) = 136/186 = 0,73$
 $P(\text{Tidak Layak/Total}) = 50/186 = 0,27$
- b) Menghitung jumlah kemunculan yang sama pada setiap atribut dari kelas layak dan tidak layak
 - $P(\text{Jenis Kelamin=Perempuan} | Y=\text{Layak}) = 80/136 = 0,58$
 $P(\text{Jenis Kelamin=Perempuan} | Y=\text{Tidak Layak}) = 25/50 = 0,50$
Dari hasil perhitungan, diperoleh probabilitas untuk jenis kelamin perempuan layak 0,58, perempuan tidak layak 0,50
 - $P(\text{Status=Menikah} | Y=\text{Layak}) = 97/136 = 0,71$
 $P(\text{Status=Menikah} | Y=\text{Tidak Layak}) = 33/50 = 0,66$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk status Belum Menikah layak 0,71 Belum Menikah tidak layak 0,66
 - $P(\text{Umur}=U1 | Y=\text{Layak}) = 44/136 = 0,32$
 $P(\text{Umur}=U1 | Y=\text{Tidak Layak}) = 19/50 = 0,38$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk U2 layak 0,32 U2 tidak layak 0,38
 - $P(\text{Pekerjaan=Wirawasta} | Y=\text{Layak}) = 62/136 = 0,46$
 $P(\text{Pekerjaan=Wirawasta} | Y=\text{Tidak Layak}) = 21/50 = 0,42$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk pekerjaan wiraswasta layak 0,46 dan wiraswasta tidak layak 0,42
 - $P(\text{Penghasilan=PH1} | Y=\text{Layak}) = 45/136 = 0,33$
 $P(\text{Penghasilan=PH1} | Y=\text{Tidak Layak}) = 23/50 = 0,46$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk penghasilan atau PH1 layak 0,33 dan PH1 layak 0,46
 - $P(\text{Jumlah Pinjam=Kecil} | Y=\text{Layak}) = 49/136 = 0,36$
 $P(\text{Jumlah Pinjam=Kecil} | Y=\text{Tidak Layak}) = 25/50 = 0,50$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk jumlah pinjam kecil layak 0,36, jumlah pinjam rendah tidak layak 0,50
 - $P(\text{Jangka Waktu=Pendek} | Y=\text{Layak}) = 75/136 = 0,55$
 $P(\text{Jangka Waktu=Pendek} | Y=\text{Tidak Layak}) = 27/50 = 0,54$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk jangka waktu layak 0,55 dan tidak layak 0,54
 - $P(\text{Angsuran Perbulan}=A1 | Y=\text{Layak}) = 118/136 = 0,87$
 $P(\text{Angsuran Perbulan}=A1 | Y=\text{Tidak Layak}) = 43/50 = 0,86$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk angsuran perbulan A1 layak 0,87 sedangkan untuk kelas tidak layak 0,86
 - $P(\text{Tunggakan Desa=Tidak Ada} | Y=\text{Layak}) = 86/136 = 0,63$
 $P(\text{Tunggakan Desa=Tidak Ada} | Y=\text{Tidak Layak}) = 38/50 = 0,76$
Dari hasil diatas, diperoleh hasil perhitungan probabilitas untuk tunggakan desa tidak ada layak 0,63 tunggakan desa tidak ada tidak layak 0,76
- c) Melakukan perkalian dari semua hasil atribut yang termasuk dalam kelas layak dan tidak layak
 - $\text{Perempuan} | \text{Layak} * \text{Menikah} | \text{Layak} * U1 | \text{Layak} * \text{Wiraswasta} | \text{Layak} * \text{PH1} | \text{Layak} * \text{Kecil} | \text{Layak} * \text{Pendek} | \text{Layak} * P(A1 | \text{Layak}) * P(\text{Tidak Ada} | \text{Layak}) = 80/136 * 97/136 * 44/136 * 62/136 * 45/136 * 49/136 * 75/136 * 118/136 * 86/136$
 $= 0,58 * 0,71 * 0,32 * 0,46 * 0,33 * 0,36 * 0,55 * 0,87 * 0,63$
 $= 0,0021708$
 - $P(\text{Perempuan} | \text{Tidak Layak}) * P(\text{Menikah} | \text{Tidak Layak}) * P(U1 | \text{Tidak Layak}) * P(\text{Wiraswasta} | \text{Tidak Layak}) * P(\text{PH1} | \text{Tidak Layak}) * P(\text{Kecil} | \text{Tidak Layak}) * P(\text{Pendek} | Y=\text{Tidak Layak}) * P(A1 | \text{Tidak Layak}) * P(\text{Tidak Ada} | \text{Tidak Layak})$
 $= 25/50 * 33/50 * 19/50 * 21/50 * 23/50 * 25/50 * 27/50 * 38/50$
 $= 0,50 * 0,66 * 0,38 * 0,42 * 0,46 * 0,50 * 0,54 * 0,86 * 0,76$
 $= 0,0042754$

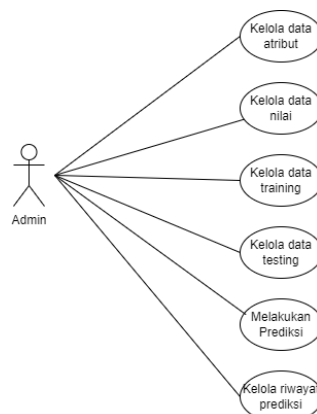
d) Bandingkan hasil dari kelas layak dan tidak layak

Dari analisis ini, dapat disimpulkan bahwa kelas "Tidak Layak" memiliki nilai probabilitas tertinggi. Oleh karena itu, kesimpulannya adalah nasabah dapat diklasifikasikan sebagai tidak layak untuk mendapatkan kredit

3) Perancangan Sistem

a.) Rancangan Use Case Diagram

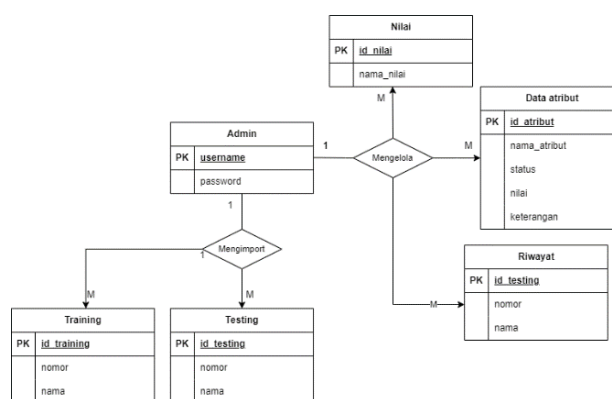
Diagram *Use Case* pengguna dalam penelitian ini ditampilkan pada Gambar 2. Dalam Gambar 2 ini menunjukkan *admin* memiliki kemampuan untuk mengelola data atribut, mengendalikan data nilai, mengurus data pelatihan, mengelola data pengujian, melakukan prediksi, dan juga mengelola riwayat prediksi.



Gambar 2. Rancangan Use Case Sistem

b.) Rancangan ER-Diagram

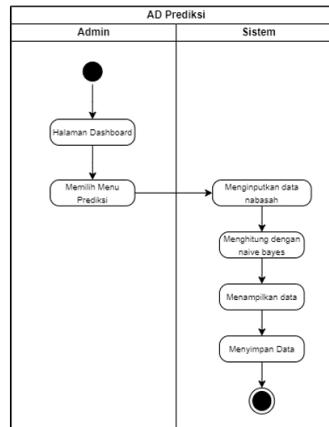
ER-Diagram pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3. Dalam *ER-Diagram* ini beberapa relasi yang terjadi antar entitas yang terlibat dalam sistem. Relasi pada entitas admin dengan entitas data atribut *one to many* yang berarti satu admin dapat mengelola banyak data, dan hubungan entitas admin dan entitas *training* dan *testing* juga merupakan tipe *one to many* yang berarti bahwa seorang admin dapat mengelola banyak data pada entitas tersebut, entitas admin berelasi dengan entitas nilai *one to many* dimana admin dapat mengelola banyak nilai, nilai ini merupakan bobot dari suatu atribut, entitas admin berelasi dengan entitas testing dimana *one to many* satu mengelola banyak data uji.



Gambar 3. Rancangan Entitas Relationship Diagram

c.) Rancangan Diagram Activity

Rancangan *diagram activity* ini meliputi *diagram activity* login, data atribut, data nilai, data training, data testing dan data prediksi. Gambar *diagram activity* prediksi ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Rancangan Diagram Activity Prediksi

d.) Rancangan antar muka

Rancangan antar muka ini meliputi antar muka login, data atribut, data nilai, data training, *data testing* dan data prediksi. Gambar rancangan antar muka prediksi ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5. Rancangan antar muka prediksi

4) Implemtasi Sistem

Implementasi system yang telah dibangun meliputi :

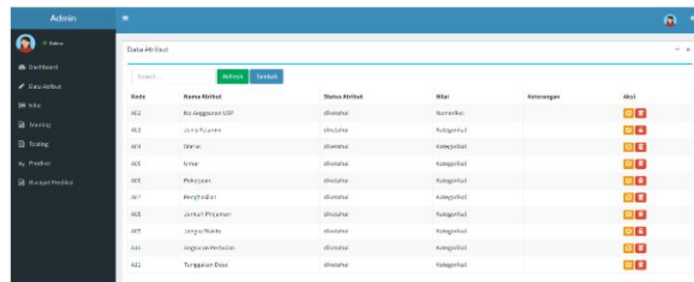
1) Halaman *Login*

Halaman ini digunakan sebagai akses masuk admin yaitu dengan menginputkan nama user dan passwordnya. Halaman login ditunjukkan pada Gambar 6.

Gambar 6. Halaman login

2) Halaman input data Atribut

Halaman input data atribut digunakan untuk menambah, mengdit, dan menghapus data atribut yang digunakan dalam penelitian ini. Gambar halaman input dat atribut ditunjukkan pada Gambar 7.



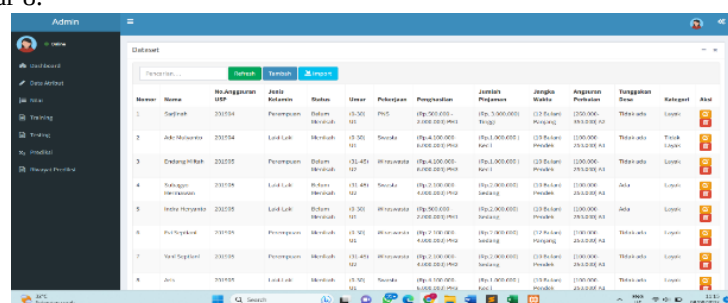
The screenshot shows a web application interface with a sidebar on the left containing navigation links: Dashboard, Data Method, Training, Testing, Model, and Model Predict. The main content area is titled 'Data Method' and displays a table with the following columns: Kode, Nama Nasabah, Status Nasabah, Rata, Ketersediaan, and Aksi. The table contains 12 rows of data, each with a unique ID and corresponding customer information.

Kode	Nama Nasabah	Status Nasabah	Rata	Ketersediaan	Aksi
001	Rizki Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
002	Jaya Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
003	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
004	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
005	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
006	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
007	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
008	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
009	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
010	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
011	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]
012	Yusuf Nurfarida	aktif	1000000	aktif	[icon]

Gambar 7. Halaman login

3) Halaman Proses Training

Pada halaman ini, pengguna dapat melihat seluruh data yang tersedia. Terdapat juga import dan tambah. *import* digunakan untuk mengimport data nasabah dari file *Excel* dengan format *CSV*. Selain itu, terdapat juga fungsi edit dan hapus. Fungsi hapus digunakan untuk menghapus data *training*, sedangkan fungsi edit berguna untuk mengubah atau memperbarui data. Gambar halaman proses *training* ditunjukkan pada Gambar 8.



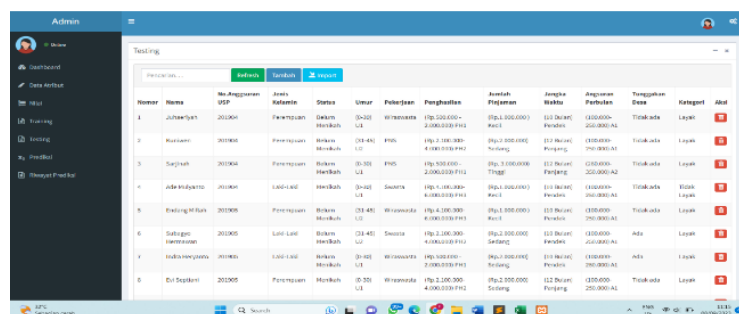
The screenshot shows the 'Training' page of the application. It features a sidebar with navigation links and a main table titled 'Training'. The table has columns for Nomor, Nama, No. Angguran, Jenis, Status, Uraian, Pemasangan, Jumlah, Jumlah, Angguran, Tanggal, Kategori, and Aksi. The table displays 10 rows of training data, including details about the number of shares, types, and installation dates.

Nomor	Nama	No. Angguran	Jenis	Status	Uraian	Pemasangan	Jumlah	Jumlah	Angguran	Tanggal	Kategori	Aksi
1	Yusuf Nurfarida	201001	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
2	Yusuf Nurfarida	201002	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
3	Yusuf Nurfarida	201003	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
4	Yusuf Nurfarida	201004	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
5	Yusuf Nurfarida	201005	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
6	Yusuf Nurfarida	201006	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
7	Yusuf Nurfarida	201007	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
8	Yusuf Nurfarida	201008	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
9	Yusuf Nurfarida	201009	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
10	Yusuf Nurfarida	201010	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]

Gambar 8. Halaman Training

4) Halaman Proses Testing

Pada halaman ini, pengguna dapat melihat seluruh data yang tersedia. Terdapat juga import dan tambah. *import* digunakan untuk mengimport data nasabah dari file *Excel* dengan format *CSV*. Selain itu, terdapat juga fungsi hapus. Fungsi hapus digunakan untuk menghapus data *testing*. Gambar halaman proses *testing* ditunjukkan pada Gambar 9.



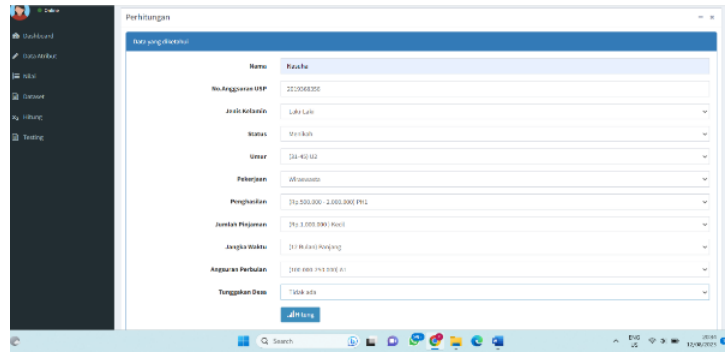
The screenshot shows the 'Testing' page of the application. It features a sidebar with navigation links and a main table titled 'Testing'. The table has columns for Nomor, Nama, No. Angguran, Jenis, Status, Uraian, Pemasangan, Jumlah, Jumlah, Angguran, Tanggal, Kategori, and Aksi. The table displays 10 rows of testing data, including details about the number of shares, types, and installation dates.

Nomor	Nama	No. Angguran	Jenis	Status	Uraian	Pemasangan	Jumlah	Jumlah	Angguran	Tanggal	Kategori	Aksi
1	Yusuf Nurfarida	201001	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
2	Yusuf Nurfarida	201002	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
3	Yusuf Nurfarida	201003	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
4	Yusuf Nurfarida	201004	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
5	Yusuf Nurfarida	201005	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
6	Yusuf Nurfarida	201006	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
7	Yusuf Nurfarida	201007	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
8	Yusuf Nurfarida	201008	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
9	Yusuf Nurfarida	201009	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]
10	Yusuf Nurfarida	201010	1000000	aktif	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	1000000	aktif	[icon]

Gambar 9. Halaman Testing

5) Halaman proses prediksi

Halaman ini digunakan untuk melakukan prediksi dengan menginputkan data baru. Gambar halaman proses *testing* ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Halaman Prediksi

5) Pengujian Sistem

1) Pengujian menggunakan *Confusion matrix*

Hasil pengujian *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi 67%. Dimana dalam pengujian ini dilakukan pembagian data set menjadi 2 yaitu *data training* dan *data testing*. Jumlah *data training* sebanyak 80% dari *data set* dan *data testing* sejumlah 20% dari data set. 80% data training digunakan untuk mencari model yang akan digunakan dalam prediksi, kemudian 20% data testing dilakukan uji coba dan dihitung hasil prediksinya menggunakan *confusion matrix* sehingga diperoleh akurasi sebesar 67%.

2) Pengujian menggunakan SUS

Setelah melakukan pengujian System Usability Scale dengan melibatkan 20 responden, ditemukan bahwa skor rata-rata mencapai 82,25%. Hasil ini mengindikasikan bahwa aplikasi yang telah dibuat dinilai telah mencapai tingkat penerimaan yang baik dan layak digunakan.

Tabel III
Rekapitulasi jawaban responden

Responden	Nilai skor responden setiap pertanyaan										Skor SUS	Nilai (Skore SUS* 2.5)
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10		
1	4	3	4	3	3	3	1	4	4	3	32	80
2	3	3	3	2	4	2	1	4	4	2	28	70
3	4	3	4	3	3	3	1	4	4	4	33	82,5
4	4	3	4	4	4	4	1	4	4	4	36	90
5	3	3	4	3	4	4	3	4	3	4	35	87,5
6	3	2	4	4	4	4	3	4	4	2	34	85
7	4	3	4	0	4	4	2	4	4	3	32	80
8	4	3	4	4	4	4	1	4	4	4	36	90
9	3	2	4	4	4	4	3	4	4	2	34	85
10	3	3	4	3	4	4	3	4	3	4	35	87,5
11	4	3	4	3	3	3	1	4	4	4	33	82,5
12	4	3	4	4	4	4	1	4	4	4	36	90
13	3	3	4	3	4	4	3	4	3	4	35	87,5
14	3	2	4	4	4	4	3	4	4	2	34	85
15	4	3	4	0	4	4	2	4	4	3	32	80
16	4	3	4	4	4	4	1	4	4	4	36	90
17	3	2	4	4	4	4	3	4	4	2	34	85
18	3	3	4	3	4	4	3	4	3	4	35	87,5
19	4	3	4	3	3	3	1	4	4	4	33	82,5
20	4	3	4	4	4	4	1	4	4	4	36	90
Jumlah												1645
Skor rata-rata												82,25

II. SIMPULAN

Penelitian ini telah menghasilkan sebuah aplikasi yang dapat melakukan prediksi kelayakan kredit untuk nasabah BUMDes Gedong Gincu menggunakan metode Naïve Bayes. Dari hasil pengujian menggunakan 186 data dengan metode *confusion matrix* diperoleh akurasi 67%. Meskipun demikian berdasarkan pengujian SUS oleh pengguna mendapatkan hasil 82,25. Hal ini mengindikasikan bahwa aplikasi ini baik dan layak digunakan oleh BUMDes Gedong Gincu karena memiliki nilai SUS diatas 80.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. D. S. M. Mulyani, A. Rihadisha, G. Greshanayathi, N. Saputri, dan Wulansari, "Klasifikasi Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Classification of Determination of Credit Worthiness Using the Naive Bayes Classifier Method," *J. VOI (Voice Informatics)*, vol. 9, no. 2, hal. 81–92, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://voi.stmik-tasikmalaya.ac.id/index.php/voi/article/view/226>
- [2] I. K. D. Wisma Putra dan I. N. Bagiastra, "Pemberian Kredit Pada Badan Usaha Milik Desa Bumi Kertih Karanganyar Desa Batur Selatan Kabupaten Bangli," *Kertha Semaya J. Ilmu Huk.*, vol. 8, no. 11, hal. 1671, 2020, doi: 10.24843/ks.2020.v08.i11.p01.
- [3] S. Widaningsih, "Perbandingan Metode Data Mining Untuk Prediksi Nilai Dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika Dengan Algoritma C4,5, Naïve Bayes, Knn Dan Svm," *J. Tekno Insentif*, vol. 13, no. 1, hal. 16–25, 2019, doi: 10.36787/jti.v13i1.78.
- [4] A. Ridwan, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus," *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 4, no. 1, hal. 15–21, 2020, doi: 10.47970/siskom-kb.v4i1.169.
- [5] S. Lestari, A. Akmaludin, dan M. Badrul, "Implementasi Klasifikasi Naive Bayes Untuk Prediksi Kelayakan Pemberian Pinjaman Pada Koperasi Anugerah Bintang Cemerlang," *PROSISKO J. Pengemb. Ris. dan Obs. Sist. Komput.*, vol. 7, no. 1, hal. 8–16, 2020, doi: 10.30656/prosisko.v7i1.2129.
- [6] E. D. S. Mulyani, A. Rihadisha, dan ..., "Klasifikasi Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (Studi Kasus: Koperasi Simpan Pinjam Simpenan Pameungkeut ...)," *J. VOI (Voice ...)*, vol. 6, hal. 391–404, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://voi.stmik-tasikmalaya.ac.id/index.php/voi/article/view/226>
- [7] R. Retnosari, "Analisa Kelayakan Kredit Usaha Mikro Berjalan pada Perbankan dengan Metode Naive Bayes," *PROSISKO J. Pengemb. Ris. dan Obs. Sist. Komput.*, vol. 8, no. 1, hal. 53–59, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejurnal.lppmunsera.org/index.php/PROSISKO/article/view/2848>
- [8] N. Agung Nugroho dan D. Dini Oktaviani, "Mencegah Kredit Macet Dengan Analisa Kelayakan Pembiayaan Dengan Metode C4.5 Dan Naïve Bayes," *J. Teknol. Pelita Bangsa*, vol. 11, no. 2, 2020.
- [9] N. Siti Qomah, "Klasifikasi Pengelolaan Kredit Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Data Sci. Inform.*, vol. 2, no. 1, hal. 35–40, 2021.
- [10] W. Habibulloh dan S. Topiq, "Klasifikasi Kelayakan Kredit Menggunakan Algoritma Naive Bayes Pada Ksp Mekar Jaya Maleber," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 3, no. 1, hal. 92–99, 2021, doi: 10.51977/jti.v3i1.440.
- [11] Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Sebagai Pendukung Keputusan Klasifikasi Penerima Beasiswa PPA dan BBM _ Sumarlin _ JSINBIS (Jurnal Sistem Informasi Bisnis).pdf."
- [12] A. Damuri, U. Riyanto, H. Rusdianto, dan M. Aminudin, "Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 8, no. 6, hal. 219, 2021, doi: 10.30865/jurikom.v8i6.3655
- [13] I. G. T. Isa, "Aplikasi Asesmen Calon Debitur menggunakan Naive Bayes di Koperasi Mitra Sejahtera SMK Negeri 1 Kota Sukabumi," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 10, no. 1, hal. 31–39, 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i1.1013.
- [14] A. Z. M. Sigid Widodo, A. Pandu Kusuma, dan W. Dwi Puspitasari, "Analisis Algoritma Naive Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Tingkat Minat Barang Di Toko Violet Cell," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, hal. 87–94, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.5692.
- [15] I. P. Dewi, J. Jondri, dan K. M. Lhaksmana, "Prediksi Retweet Menggunakan Metode Bernoulli Dan Gaussian Naive Bayes Di Media Sosial Twitter Dengan Topik Vaksinasi Covid-19," *eProceedings Eng.*, vol. 8, no. 5, hal. 11216–11225, 2021.