

KLASIFIKASI KELAYAKAN PENYEWA KENDARAAN MENGUNAKAN METODE NAIVE BAYES (Studi Kasus : PT Ikhwanin Mulyo Joyo)

Hamdan Na'im¹, Agung Panji Sasmito², Ahmad Fahrudi Setiawan³

Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang
Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia
Hamdannaim17.hn@gmail.com

ABSTRAK

Penilaian kelayakan penyewa kendaraan di PT Ikhwanin Mulyo Joyo masih dilakukan secara manual berdasarkan intuisi petugas sehingga rawan subjektivitas dan risiko kerugian. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi kelayakan penyewa kendaraan berbasis web menggunakan metode Naïve Bayes murni dengan *framework* Laravel. Sistem ini memproses kriteria input historis penyewa untuk menghasilkan tiga kelas keputusan, yaitu Aman, Waspada, dan Bahaya, yang dilengkapi dengan nilai probabilitas serta rekomendasi jaminan. Pengujian performa metode dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* dengan skema pembagian data 70:30 (175 data latih dan 75 data uji) yang menerapkan mekanisme *random shuffling*. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 80%, presisi rata-rata 83,39%, recall rata-rata 61,17%, dan F1-Score rata-rata 59,7%, dengan capaian performa optimal secara konsisten hingga 87,5%. Validasi aspek teknis melalui pengujian *Black Box* dan kompatibilitas *browser* menunjukkan tingkat keberhasilan fungsional sebesar 100%. Selain itu, pengujian pengguna menunjukkan tingkat penerimaan positif sebesar 98,75% (68,75% Sangat baik dan 30% Baik). Hasil ini membuktikan bahwa metode Naïve Bayes murni yang diimplementasikan valid dan andal dalam membantu perusahaan rental kendaraan mengambil keputusan kelayakan penyewa secara lebih objektif, dinamis, dan konsisten.

Kata kunci : Klasifikasi, Kelayakan Penyewa, Laravel, Naïve bayes, Rental

1. PENDAHULUAN

Dalam kancah digital saat ini, perkembangan teknologi informasi memberikan kesempatan besar bagi perusahaan jasa untuk meningkatkan kualitas layanan mereka, termasuk dalam sektor penyewaan mobil [1]. Pertumbuhan pesat industri penyewaan mobil menunjukkan adanya peluang bisnis yang melimpah, namun di sisi lain, berbagai risiko bisnis juga mengintai, tantangan utama yang dihadapi oleh penyedia layanan rental saat ini adalah bagaimana membuat keputusan dengan cepat namun tetap tepat [2]. Menilai kelayakan calon penyewa seringkali menjadi proses yang krusial sekaligus berisiko, jika evaluasi masih dilakukan secara manual, subjektivitas dan kesalahan manusia (*human error*) sulit dihindari karena hanya mengandalkan intuisi atau pengalaman sepihak dari karyawan [3].

Kondisi tersebut terjadi di PT Ikhwanin Mulyo Joyo, di mana manajemen rental hanya mencatat data pelanggan tanpa melakukan analisis kelayakan yang sistematis. Hasil wawancara dan observasi langsung pada Januari 2026 menunjukkan bahwa keputusan penerimaan penyewa berlandaskan pertimbangan subjektif pengelola tanpa dukungan sistem berbasis data. Hal ini membuat pengambilan keputusan kurang objektif dan berisiko tinggi merugikan perusahaan jika unit kendaraan disalahgunakan atau terlambat dikembalikan.

Beberapa faktor yang bisa jadi indikator kelayakan penyewa antara lain identitas penyewa,

domisili, sumber informasi penyewa, riwayat penyewaan sebelumnya, dan jaminan yang diberikan. Hasil wawancara dengan pengelola perusahaan menunjukkan bahwa faktor-faktor ini adalah pertimbangan utama dalam menentukan tingkat kepercayaan terhadap calon penyewa. Penelitian [3] juga menyatakan bahwa variabel identitas, alamat, riwayat transaksi, dan jaminan memiliki pengaruh signifikan dalam proses klasifikasi kelayakan di sistem rental kendaraan. Penelitian lain oleh [4] menunjukkan bahwa atribut seperti identitas KTP, pekerjaan, domisili, dan kondisi fisik kendaraan dapat digunakan sebagai indikator kelayakan calon penyewa. Atribut-atribut ini membantu dalam evaluasi profil calon penyewa sebelum keputusan penyewaan diambil. Penelitian oleh [5] menyebutkan atribut lain yang dapat dijadikan dasar penilaian kelayakan, termasuk pekerjaan, tingkat penghasilan, status tempat tinggal, jaminan, dan usia calon penyewa. Atribut-atribut objektif ini sangat membantu dalam mengevaluasi risiko sebelum keputusan penyewaan diambil. Namun, kumpulan data historis pelanggan di PT Ikhwanin Mulyo Joyo selama ini hanya tersimpan sebagai arsip statis yang tidak terpakai.

Data tersebut sebenarnya bisa diolah menjadi informasi yang berguna untuk menilai tingkat risiko calon penyewa. Tanpa adanya sistem otomatis yang dapat mengolah data tersebut menjadi analisis risiko secara kuantitatif, ancaman kerugian perusahaan akan terus ada. Salah satu metode yang dapat mengatasi

permasalahan ini adalah metode klasifikasi Naive Bayes. Metode Naive Bayes adalah metode klasifikasi berbasis probabilitas yang menggunakan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar atribut. Metode ini mampu memprediksi suatu kelas berdasarkan data historis dengan menghitung probabilitas setiap kemungkinan kelas [6]. Selain itu, metode Naive Bayes dikenal karena kesederhanaan algoritma, efisiensi komputasi, dan kemampuannya memberikan tingkat akurasi baik pada berbagai kasus klasifikasi, termasuk dalam sistem pendukung keputusan [7]. Karena karakteristik ini, metode Naive Bayes dianggap cocok untuk klasifikasi kelayakan penyewa kendaraan, karena dapat mengolah atribut kategori seperti domisili, sumber penyewa, dan riwayat penyewaan dengan efektif dan cepat.

Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan sistem pendukung keputusan yang dapat mengklasifikasikan kelayakan penyewa kendaraan secara otomatis dan objektif. Sistem ini akan mengolah data penyewa menggunakan metode Naive Bayes dan menghasilkan klasifikasi kelayakan, yaitu layak (aman), waspada (hati-hati), dan bahaya (tidak layak), disertai nilai probabilitas dan rekomendasi jaminan yang harus diberikan. Sistem yang dibangun juga akan diintegrasikan dengan sistem manajemen rental yang sudah ada di PT. Ikhwani Mulyo Joyo.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Penelitian mengenai klasifikasi kelayakan penyewa rental kendaraan sebelumnya telah dilakukan menggunakan algoritma C4.5 dan kombinasi C4.5 dengan Naive Bayes, yang menunjukkan bahwa variabel identitas, alamat, riwayat transaksi, dan jaminan berpengaruh signifikan terhadap hasil klasifikasi [3].

Metode C4.5 juga diterapkan oleh Aminah [5] menggunakan lima kriteria personal untuk menghasilkan klasifikasi kelayakan sewa. Sementara itu, keandalan algoritma Naive Bayes murni dalam mengolah data probabilitas untuk pengujian kelayakan telah teruji pada berbagai studi kasus, antara lain pada prediksi kelayakan pinjaman koperasi oleh Lestari [8] dengan akurasi 78,08%, klasifikasi penerima bantuan PIP oleh Lubis [6], serta penilaian kelayakan kredit perbankan oleh Andrian dan Fibriani [9] dengan tingkat akurasi mencapai 86%. Rangkaian literatur ini membuktikan bahwa Naive Bayes sangat efisien dan handal dalam memproses variabel kategori untuk mendukung keputusan manajemen risiko [10] [11].

2.2. Data Mining

Data mining merupakan proses mengekstrak informasi, pola, atau pengetahuan yang sebelumnya tidak diketahui dari sekumpulan data berukuran besar [7]. Klasifikasi adalah salah satu teknik dalam *data mining* yang berfungsi membangun model prediktif berdasarkan data latih (*training data*) yang telah diberi label terlebih dahulu, yang bertujuan untuk

memetakan objek data baru ke dalam kategori kelas yang sesuai secara otomatis dan objektif [11].

2.3. Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas dan statistik yang menerapkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi yang kuat (naif) antar atribut penentu [3, 10]. Secara matematis, metode Naive Bayes didasarkan pada Teorema Bayes yang dirumuskan sebagai berikut [8]:

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

Keterangan:

- $P(C | X)$ = Probabilitas suatu data X termasuk ke dalam kelas C (posterior probability)
- $P(X | C)$ = Probabilitas data X terhadap kelas C (likelihood)
- $P(C)$ = Probabilitas awal dari kelas C (prior probability)
- $P(X)$ = Probabilitas kemunculan data X (evidence)

Dalam proses klasifikasi, nilai $P(X)$ dapat diabaikan karena nilainya sama untuk setiap kelas, sehingga perhitungan dapat difokuskan pada nilai probabilitas terbesar dari setiap kelas. Oleh karena itu, persamaan Naive Bayes dapat disederhanakan menjadi:

$$P(C | X) \propto P(X | C) \times P(C) \quad (2)$$

Jika terdapat beberapa atribut atau variabel yang digunakan, maka perhitungan probabilitas likelihood dilakukan dengan mengalikan probabilitas masing-masing atribut terhadap kelas. Rumus tersebut dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(C | X) = P(x_1 | C) \times P(x_2 | C) \times P(x_3 | C) \times \dots \times P(x_n | C) \quad (3)$$

Keterangan:

- $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ = atribut atau variabel data
- C = Kelas yang akan ditentukan
- $P(x_n | C)$ = probabilitas atribut ke-n terhadap kelas C

Setelah seluruh probabilitas dihitung, maka langkah selanjutnya adalah membandingkan nilai probabilitas dari setiap kelas yang tersedia. Kelas dengan nilai probabilitas terbesar akan dipilih sebagai hasil klasifikasi.

2.4. Konsep Kelayakan Penyewa

Kelayakan penyewa kendaraan merupakan proses penilaian terhadap calon penyewa untuk menentukan apakah penyewa tersebut dapat dipercaya dalam melakukan penyewaan kendaraan. Penilaian ini bertujuan untuk mengurangi risiko kerugian seperti keterlambatan pengembalian, kerusakan kendaraan, hingga kendaraan dibawa kabur [3].

Menurut penelitian sebelumnya, penilaian kelayakan pelanggan sangat penting dalam bisnis jasa karena berkaitan langsung dengan risiko operasional

dan keamanan aset perusahaan. Penilaian kelayakan dapat dilakukan berdasarkan identitas, riwayat transaksi, pekerjaan, serta jaminan yang diberikan oleh penyewa

3. METODE PENELITIAN

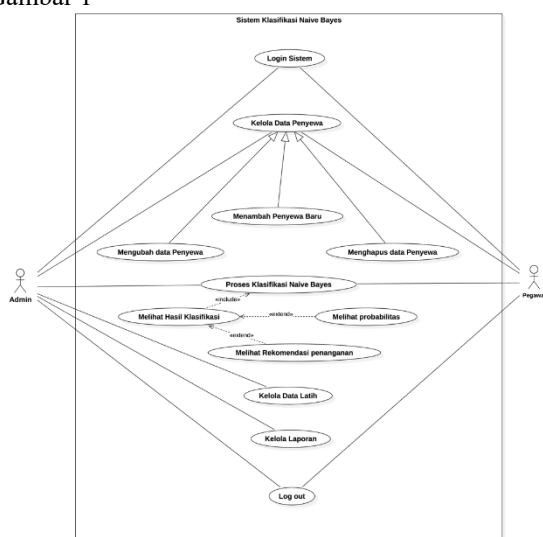
3.1. Data Data yang Terkait Dengan Sistem

Data yang digunakan bersumber langsung dari PT Ikhwani Mulyo Joyo dengan spesifikasi data berikut:

- Data Input: Identitas, Usia, Domisili, Sumber Penyewa, Keberadaan Penjamin.
- Data Output: Status Kelayakan (Aman/Layak, Waspada, Bahaya/Tidak Layak).

3.2. Use Case Diagram

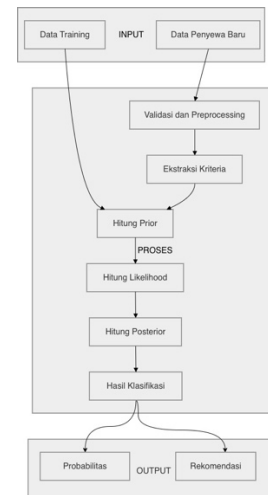
Sistem dirancang berbasis web menggunakan framework Laravel dengan dua aktor pengguna, yaitu Admin dan Petugas. Alur kerja sistem dimulai dari input data training dan data penyewa baru, dilanjutkan proses validasi, ekstraksi kriteria, perhitungan Naive Bayes (prior, likelihood, posterior), hingga output berupa kelas kelayakan, nilai probabilitas, dan rekomendasi tindakan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1



Gambar 1. Use case diagram

3.3. Diagram Blok Sistem

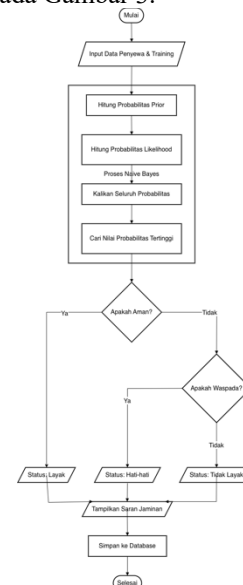
Gambar 2 menunjukkan diagram blok alur kerja sistem yang terdiri atas tiga tahapan: *input* (data *training* dan data penyewa baru), *proses* (validasi, *preprocessing*, ekstraksi kriteria, serta kalkulasi Naive Bayes melalui perhitungan *prior*, *likelihood*, dan *posterior*), dan *output* (hasil klasifikasi, nilai probabilitas, serta rekomendasi tindakan kelayakan).



Gambar 2. Diagram blok

3.4. Flowchart Sistem Klasifikasi

Flowchart sistem pada aplikasi Sistem Klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart sistem klasifikasi

Gambar 3 menunjukkan diagram alir perhitungan Naive Bayes yang diawali dengan pengambilan data penyewa baru dan data *training*. Proses dilanjutkan dengan mengalkulasi probabilitas *prior* serta *likelihood* setiap atribut, yang kemudian dikalikan untuk menghasilkan nilai *posterior*. Kelas dengan nilai probabilitas tertinggi dipilih sebagai keputusan akhir (Aman, Waspada, atau Bahaya), lalu ditampilkan bersama rekomendasi tindakan dan disimpan ke dalam database sebagai arsip laporan.

3.5. Tahapan Naïve Bayes pada Sistem

Metode Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi berbasis probabilitas yang digunakan untuk menentukan kemungkinan suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan data historis yang tersedia. Metode ini bekerja menggunakan Teorema

Bayes dengan asumsi bahwa setiap atribut bersifat independen terhadap atribut lainnya.

Pada penelitian ini, metode Naïve Bayes digunakan untuk menentukan kelayakan penyewa kendaraan berdasarkan beberapa atribut atau kriteria yang telah ditentukan. Adapun tahapan metode Naïve Bayes secara umum adalah sebagai berikut.

1. Penentuan Kriteria

Dalam melakukan proses klasifikasi kelayakan penyewa kendaraan menggunakan metode Naïve Bayes, ditentukan beberapa kriteria sebagai variabel *input*. Kriteria ini dipilih berdasarkan faktor risiko yang sering dihadapi oleh pemilik rental kendaraan. Rincian kriteria *input* dapat dilihat pada Tabel 1, sedangkan kriteria *output* pada Tabel 2.

Tabel 1. Kriteria *Input* (Fitur)

No	Nama Kriteria	Kategori / nilai	Deskripsi
1	Identitas Penyewa	Nama	identitas
2	Domisili	Dalam kota, Luar Kota	Wilayah tempat tinggal sesuai identitas
3	Sumber	Google, IG, Tiktok, WA, dll	Asal informasi rental yang didapat penyewa
4	Usia	Muda, Dewasa, Tua	Informasi Usia Penyewa dengan kategori muda <25thn, Dewasa 25-35thn, Tua >35 tahun usia
5	Penjamin	Ada, Tidak ada	Keberadaan pihak penanggung jawab yang dapat menjamin calon penyewa

Tabel 2. Kriteria *Output*(Label)

Nama Kriteria (Label)	Keterangan	Rekomendasi Sistem
Aman (Layak)	Layak sewa dengan resiko rendah	Permohonan dapat langsung diproses tanpa syarat tambahan.
Waspada	Layak sewa dengan catatan / resiko sedang	Diperlukan pemantauan lebih atau jaminan tambahan ringan.
Bahaya (Tidak Layak)	Tidak Layak Sewa Karena Resiko Tinggi	Permohonan ditolak atau wajib menjaminkan aset bernilai tinggi

2. Pengambilan data training

Pada Tahap awal adalah menyiapkan data historis penyewa yang sudah ada. Data ini disimpan dalam tabel training dan berfungsi sebagai basis pengetahuan bagi sistem.

- Kriteria (Fitur): Identitas Penyewa, Domisili, Usia, Sumber, Penjamin,
- Kelas (Label): Aman, Waspada, dan Bahaya).

3. Menghitung Probabilitas Prior

Probabilitas prior dihitung dari proporsi jumlah data setiap kelas terhadap total data training.

Rumus probabilitas prior adalah:

$$P(C) = \frac{\text{Jumlah data pada kelas } C}{\text{Total Data Training}} \quad (4)$$

Keterangan:

- $P(C)$ = probabilitas awal kelas
- C = kategori kelas (Aman, Waspada, Bahaya)

4. Menghitung Probabilitas Likelihood

Setelah menghitung probabilitas prior, tahap berikutnya adalah menghitung probabilitas likelihood, yaitu probabilitas kemunculan setiap atribut terhadap masing-masing kelas.

Rumus likelihood adalah:

$$P(X|C) = \frac{\text{Jumlah atribut } X \text{ pada kelas } C}{\text{Jumlah Data pada Kelas } C} \quad (5)$$

Keterangan:

- $P(X|C)$ = probabilitas atribut terhadap kelas
 - X = atribut yang diuji
 - C = kelas
- Perhitungan ini dilakukan untuk seluruh atribut pada masing-masing kelas

5. Menghitung Probabilitas Posterior

Tahap selanjutnya adalah menghitung probabilitas akhir atau posterior probability, yaitu hasil perkalian probabilitas prior dengan seluruh probabilitas likelihood.

Rumus yang digunakan :

$$P(C | X) \propto P(C) = P(x_1 | C) \times P(x_2 | C) \times P(x_3 | C) \times \dots \times P(x_n | C) \quad (6)$$

Keterangan:

- $P(C|X)$ = probabilitas data termasuk ke kelas tertentu
- $P(C)$ = prior probability
- $P(X_n|C)$ = likelihood dari masing-masing atribut

6. Menentukan Hasil Klasifikasi

Setelah semua probabilitas dihitung, sistem akan membandingkan nilai probabilitas dari setiap kelas. Kelas dengan nilai probabilitas terbesar akan dipilih sebagai hasil klasifikasi

7. Menampilkan Hasil Klasifikasi dan Rekomendasi
Setelah hasil klasifikasi diperoleh, sistem akan menampilkan hasil kepada admin berupa:

- Kategori penyewa
- Nilai probabilitas masing-masing kategori
- Rekomendasi tindakan

Dengan implementasi metode Naïve Bayes ini, sistem diharapkan dapat membantu pihak PT. Ikhwanin Mulyo Joyo dalam menentukan kelayakan penyewa kendaraan secara lebih cepat, objektif, dan berdasarkan data historis yang tersedia

3.6. Pengujian Metode

Pengujian dilakukan untuk mengukur kinerja dan keandalan algoritma Naïve Bayes menggunakan metode *Hold-Out Data Splitting* dan *Confusion Matrix*. Penelitian ini menggunakan 250 data pelanggan dari database.

- Skenario Pembagian Data (*Data Splitting*)

Pembagian dataset dirancang secara dinamis melalui antarmuka sistem. Urutan record pada 250 data pelanggan diacak (*random shuffle*) untuk menghindari bias. Pengguna dapat menentukan rasio data latih ($x\%$) pada rentang 50% hingga 80%, sedangkan sisanya ($100 - x\%$) dialokasikan secara otomatis sebagai data uji.

- Perancangan *Confusion Matrix*

Hasil prediksi dipetakan ke dalam *Confusion Matrix* berukuran 3x3 berdasarkan kelas keputusan: Aman, Waspada, dan Bahaya, seperti ditunjukkan pada Tabel 3

Tabel 3 template confusion matrix

Aktual \ Prediksi	Aman	Waspada	Bahaya
Aman	TP	FP	FP
Waspada	FN	TP	FP
Bahaya	FN	FN	TP

Keterangan :

- TP (*True Positive*) : Jumlah data yang prediksi sistem sesuai dengan kelas aktualnya (data pada sel diagonal tabel).
- FP (*False Positive*) : Jumlah data dari kelas lain yang salah diprediksi masuk ke kelas tersebut (dilihat dari kolom).
- FN (*False Negative*) : Jumlah data yang aktualnya termasuk kelas tersebut, tetapi salah diprediksi ke kelas lain (dilihat dari baris).

- Metrik Evaluasi Performa

Akurasi (*Accuracy*): Mengukur persentase ketepatan prediksi total terhadap seluruh data uji dirumuskan di persamaan 7

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\% \quad (7)$$

Presisi (*Precision*): Mengukur kesesuaian antara data yang diprediksi positif dengan kondisi aktual. Dirumuskan di persamaan 8

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (8)$$

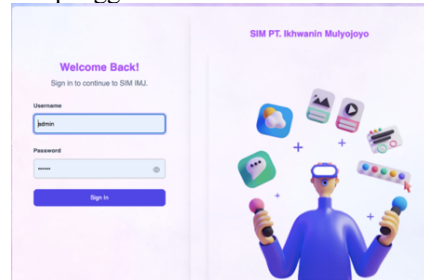
Recall: Mengukur proporsi kelas aktual yang berhasil diprediksi secara benar oleh sistem. Dirumuskan di persamaan 9

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (9)$$

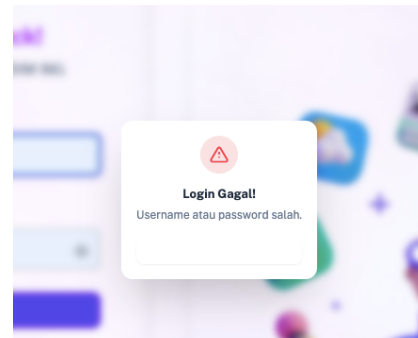
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Halaman Login

Pada gambar 4 terdapat menu login untuk autentikasi pengguna sebelum masuk ke dalam sistem



Gambar 4. Tampilan halaman login

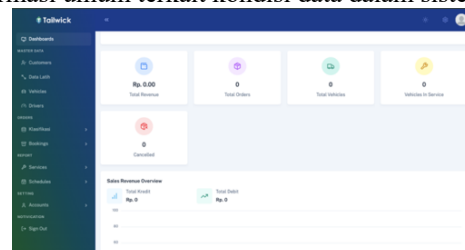


Gambar 5. Tampilan gagal login

Sebelum masuk kedalam sistem pengguna diharuskan untuk memasukkan kredensial berupa username dan password. Lalu jika pengguna salah memasukkan kredensial maka sistem akan menampilkan error seperti gambar 5.

4.2. Halaman Dashboard

Pada gambar 6 terdapat Halaman dashboard merupakan halaman utama yang ditampilkan setelah pengguna berhasil login. Pada halaman ini ditampilkan informasi umum terkait kondisi data dalam sistem

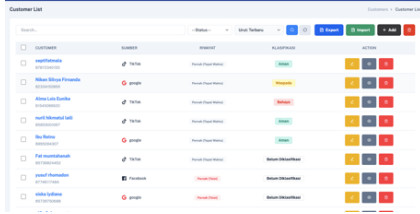


Gambar 6. Tampilan halaman dashboard

4.3. Halaman Customer

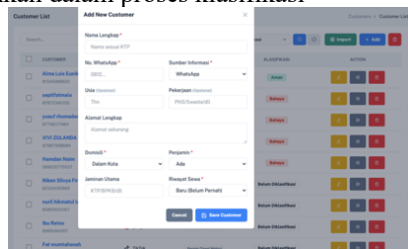
Halaman *Customer List* pada Gambar 7 digunakan untuk memvisualisasikan seluruh data calon penyewa yang tersimpan di dalam database dalam bentuk tabel

dinamis yang memuat informasi nama, sumber informasi, riwayat sewa, dan status kelayakan final.



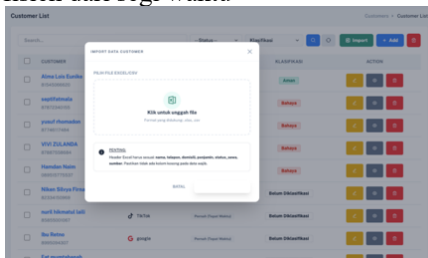
Gambar 7. Tampilan halaman customer list

Selain itu terdapat halaman Add Customer seperti gambar 8 yang digunakan untuk menambahkan data customer baru secara manual. Pada halaman ini admin dapat mengisi form data customer sesuai atribut yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi



Gambar 8. Halaman modal add customer

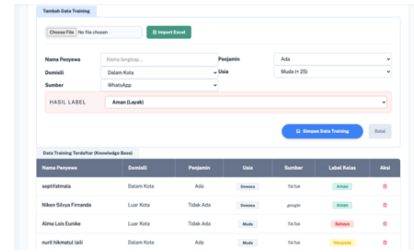
Sistem juga menyediakan fitur Import Data Customer seperti pada gambar 9 yang memungkinkan admin untuk mengunggah data customer dalam jumlah banyak melalui file Excel atau CSV. Fitur ini mempermudah proses input data tanpa harus memasukkan satu per satu secara manual sehingga lebih efisien dari segi waktu



Gambar 9. Halaman modal import data customer

4.4. Halaman Data Latih

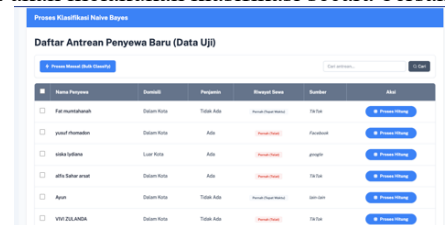
Pada halaman Data Latih yang ditunjukkan pada Gambar 10 digunakan untuk mengelola data historis penyewa yang menjadi dasar perhitungan metode Naive Bayes. Data training ini berisi data penyewa sebelumnya yang telah diketahui tingkat kelayakannya. Data training berfungsi sebagai referensi sistem dalam menentukan probabilitas setiap kelas. Data training yang tersimpan akan digunakan sistem untuk menghitung probabilitas dalam proses klasifikasi



Gambar 10. Tampilan halaman data latih

4.5. Halaman Proses Klasifikasi

Halaman Proses Klasifikasi yang ditunjukkan pada gambar 11 digunakan untuk melakukan perhitungan klasifikasi terhadap data customer yang telah dipilih. Pada halaman ini sistem akan mengambil data customer dan membandingkannya dengan data training menggunakan metode Naïve Bayes. Terdapat juga tombol untuk melakukan klasifikasi massal dengan mencentang *checkbox* dan menekan tombol maka akan melakukan klasifikasi secara bersamaan

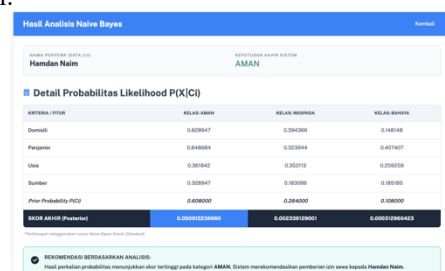


Gambar 11. Tampilan halaman proses klasifikasi

4.6. Halaman Hasil Klasifikasi

Proses klasifikasi dilakukan dengan cara menghitung probabilitas prior, probabilitas likelihood, dan probabilitas posterior dari setiap kategori. Setelah proses perhitungan selesai, sistem akan menentukan kategori dengan nilai probabilitas terbesar.

Hasil dari proses tersebut ditampilkan pada Gambar 12 halaman Hasil Klasifikasi. Pada halaman ini ditampilkan informasi berupa nama customer, nilai probabilitas masing-masing kategori (Aman, Waspada, Bahaya), hasil kategori akhir, serta rekomendasi tindakan yang harus dilakukan oleh pihak rental.



Gambar 12. Tampilan halaman hasil klasifikasi

4.7. Simulasi Perhitungan Naïve Bayes

Dilakukan simulasi perhitungan manual menggunakan data training yang telah dikumpulkan untuk memastikan bahwa metode Naïve Bayes Data Penyewa Baru :

- Penjamin = Ada
- Usia = Dewasa

- Sumber = Google
- Domisili = Dalam Kota

1. Data Latih

Tabel 4. Sampel data latih

Penjamin	sumber	usia	domisili	kelayakan
Ada	TikTok	Dewasa	Dalam Kota	Aman
Tidak ada	google	Dewasa	Luar Kota	Aman
Tidak ada	TikTok	Muda	Luar Kota	Bahaya
Ada	TikTok	Muda	Dalam Kota	Waspada
Ada	FB	Tua	Dalam Kota	Bahaya

Kategori Jumlah

Aman 152

Waspada 71

Bahaya 27

Total 250

2. Probabilitas Prior

$$P(Aman) = \frac{152}{250} = 0,608$$

$$P(Waspada) = \frac{71}{250} = 0,284$$

$$P(Bahaya) = \frac{27}{250} = 0,108$$

3. Probabilitas Likelihood

a. Atribut 1: Penjamin = Ada

$$1) \text{ Aman: } 126 \text{ dari } 152 \rightarrow \frac{126}{152} = 0,849$$

$$2) \text{ Waspada: } 23 \text{ dari } 71 \rightarrow \frac{23}{71} = 0,324$$

$$3) \text{ Bahaya: } 11 \text{ dari } 27 \rightarrow \frac{11}{27} = 0,407$$

b. Atribut 2: Usia = Dewasa

$$1) \text{ Aman: } 55 \text{ dari } 152 \rightarrow \frac{55}{152} = 0,362$$

$$2) \text{ Waspada: } 25 \text{ dari } 71 \rightarrow \frac{25}{71} = 0,352$$

$$3) \text{ Bahaya: } 7 \text{ dari } 27 \rightarrow \frac{7}{27} = 0,256$$

c. Atribut 3: Sumber = Google

$$1) \text{ Aman: } 50 \text{ dari } 152 \rightarrow \frac{50}{152} = 0,329$$

$$2) \text{ Waspada: } 13 \text{ dari } 71 \rightarrow \frac{13}{71} = 0,183$$

$$3) \text{ Bahaya: } 5 \text{ dari } 27 \rightarrow \frac{5}{27} = 0,185$$

d. Atribut 4: Domisili = Dalam Kota

$$1) \text{ Aman: } 126 \text{ dari } 152 \rightarrow \frac{126}{152} = 0,829$$

$$2) \text{ Waspada: } 28 \text{ dari } 71 \rightarrow \frac{28}{71} = 0,394$$

$$3) \text{ Bahaya: } 4 \text{ dari } 27 \rightarrow \frac{4}{27} = 0,148$$

4. Probabilitas Posterior (Akhir)

$$P(Aman) =$$

$$0,608 \times 0,849 \times 0,362 \times 0,329 \times 0,829 = 0,0509$$

$$P(Waspada) =$$

$$0,284 \times 0,324 \times 0,352 \times 0,183 \times 0,394 = 0,0023$$

$$P(Bahaya) =$$

$$0,108 \times 0,407 \times 0,256 \times 0,185 \times 0,148 = 0,0003$$

5. Hasil Akhir

Karena nilai terbesar adalah 0,0509, maka calon penyewa dikategorikan sebagai Aman / Layak.

4.8. Pengujian Metode

Pengujian terhadap 75 data uji menghasilkan Confusion Matrix pada Tabel 5. Kelas Aman memiliki 47 data aktual, dengan 45 diprediksi tepat dan 2 meleset ke Waspada. Kelas Waspada memiliki 18 data aktual, dengan 14 diprediksi tepat, 4 meleset ke Aman, dan tidak ada yang meleset ke Bahaya. Kelas Bahaya memiliki 10 data aktual, dengan hanya 1 diprediksi tepat, 3 meleset ke Aman, dan 6 meleset ke Waspada. Performa terendah ini terjadi karena jumlah data historis kelas Bahaya paling sedikit (27 dari 250 data training) sehingga distribusi probabilitasnya belum cukup kuat untuk membedakan kelas Bahaya secara konsisten dari dua kelas lainnya.

Tabel 5 Confusion matrix

Aktual \ Prediksi	Aman	Waspada	Bahaya	Total
Aman	45	2	0	47
Waspada	4	14	0	18
Bahaya	3	6	1	10

Berdasarkan Confusion Matrix pada Tabel 5, dihitung nilai Presisi, Recall, dan F1-Score tiap kelas sebagaimana disajikan pada Tabel 6. Kelas Aman menunjukkan performa terbaik (F1-Score 87,5%) karena didukung jumlah data training terbanyak, sedangkan kelas Bahaya menunjukkan performa terendah (F1-Score 22,22%) akibat data yang paling sedikit dan karakteristik atributnya yang berdekatan dengan kelas Waspada.

Tabel 6 Hasil matrik per kelas

Kelas	Presisi	Recall	F1-Score
Aman	86,54%	95,74%	90,91%
Waspada	63,64%	77,78%	70%
Bahaya	100%	10%	18,18%
Rata-Rata Makro	83,39%	61,17%	59,7%

Akurasi keseluruhan sistem dihitung menggunakan Persamaan (7) dari total prediksi benar ($45+14+1=60$) dibagi total data uji (75) dikalikan 100, menghasilkan akurasi sebesar 80%. Nilai ini menunjukkan bahwa metode Naive Bayes murni mampu mengklasifikasikan kelayakan penyewa dengan tingkat ketepatan yang cukup baik, meskipun rata-rata presisi, recall, dan F1-Score tergolong sedang karena dominasi data pada kelas Aman dan Waspada.

4.9. Pengujian Browser

Pada tabel , pengujian browser dilakukan untuk memastikan bahwa sistem dapat berjalan dengan baik pada beberapa browser yang umum digunakan oleh pengguna. Pengujian dilakukan dengan mencoba seluruh fitur utama sistem seperti login, input data customer, import data training, proses klasifikasi, dan menampilkan hasil klasifikasi pada masing-masing browser. Pada pengujian ini dilakukan pengujian pada 3 browser yaitu Safari, Microsoft Edge, Google Chrome . Berikut adalah hasil dari pengujian aplikasi di tiap-tiap browser

Keterangan :

V = berhasil / - = gagal,

A = Safari Version 15.5 (17613.2.7.1.8),

B = Microsoft Edge Version 150.0.4078.65,

C = Google Chrome Version 150.0.7871.115

Tabel 7 Pengujian browser

No	Fungsi yang Diuji	A	B	C
1	Halaman Login	V	V	V
2	Halaman Dashboard	V	V	V
3	Halaman Data Customer	V	V	V
4	Halaman Tambah Customer	V	V	V
5	Halaman Import Data Customer	V	V	V
6	Halaman Data Training	V	V	V
7	Halaman Tambah Data Training	V	V	V
8	Halaman Import Data Training	V	V	V
9	Halaman Proses Klasifikasi	V	V	V
10	Halaman Hasil Klasifikasi	V	V	V

Pada tabel 7 Hasil Pengujian Browser pada sistem klasifikasi kelayakan penyewa kendaraan berhasil

100% dapat diakses pada 3 browser yang di uji yaitu Safari, Microsoft Edge, dan Google Chrome

4.10. Pengujian User

Pengujian *User* yang melibatkan 10 responden dengan 8 indikator penilaian (total 80 poin instrumen) menunjukkan respons yang sangat positif. Rekapitulasi distribusi jawaban responden berdasarkan masing-masing aspek disajikan pada Tabel 8. Dari keseluruhan bobot penilaian, sebanyak 55 poin (68,75%) berada pada kategori Sangat Baik, 24 poin (30,00%) pada kategori Baik, dan 1 poin (1,25%) pada kategori Cukup Baik, tanpa ada penilaian kategori Buruk maupun Sangat Buruk.

Tabel 8 Rekapitulasi hasil pengujian user per aspek

No	Aspek penilaian	Jml soal	CB	BK	SBK
1	Fungsionalitas	3	0	5	25
2	Usability	3	1	10	19
3	Efficiency	2	0	9	11
Total poin instrumen		80	1	24	55
Persentase(%)			1,25	30	68,75

4.11. Pengujian Blackbox

Pengujian sistem dari aspek fungsionalitas eksternal dilakukan menggunakan metode *Blackbox Testing*. Pengujian ini berfokus sepenuhnya pada evaluasi terhadap fungsionalitas fitur-fitur aplikasi dengan cara mengamati kesesuaian antara parameter masukan (*input*) yang diberikan oleh pengguna dengan hasil luaran (*output*) serta respon tindakan yang diterbitkan oleh sistem, Tujuan utama dari pengujian ini adalah untuk memvalidasi keandalan sistem operasional, mendeteksi potensi adanya kegagalan fungsi, memastikan berjalan semestinya. Rincian skenario pengujian fungsional beserta hasil aktual yang terekam pada sistem disajikan secara lengkap pada Tabel 8 di bawah ini

Tabel 8. Pengujian blackbox

No	Percobaan	Input	Hasil yang diharapkan	Hasil Aktual
1	Login (Valid)	Masukan Username dan Password yang valid	Sistem berhasil masuk dan diarahkan ke Dashboard.	Sesuai
2	Login (Tidak Valid)	Username benar, password salah	Sistem menolak masuk dan menampilkan pesan kesalahan	Sesuai
2	Menampilkan halaman dashboard	Membuka halaman dashboard	Menampilkan beberapa data umum seperti total pesanan, total kendaraan, dll	Berhasil
4	Menambahkan data pelanggan	Menambahkan data pelanggan baru (Nama, Telepon, Alamat) melalui form Add Customer	Data customer berhasil tersimpan ke dalam database dan tampil pada halaman Customer List	Berhasil
5	Mengimport data pelanggan	Mengunggah data pelanggan dari komputer	Data customer berhasil diimport dan tampil pada halaman Customer List	Berhasil
6	Menambahkan data training	Menambahkan data training baru dengan mengisi field	Data training berhasil tersimpan ke dalam database dan tampil pada halaman Data Training	Berhasil
7	Menampilkan antrian data uji	Menekan Tombol Proses klasifikasi	Sistem berhasil melakukan proses klasifikasi dan menampilkan hasil klasifikasi	Berhasil
8	Menampilkan hasil klasifikasi	Membuka halaman hasil klasifikasi	Sistem menampilkan hasil klasifikasi beserta nilai probabilitas dan rekomendasi	Berhasil

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Sistem klasifikasi kelayakan penyewa kendaraan berbasis web menggunakan metode Naïve Bayes murni telah berhasil dirancang dan diimplementasikan pada PT Ikhwanin Mulyo Joyo dengan mengakomodasi dua aktor pengguna, yaitu Admin dan Petugas. Sistem ini fungsional dalam menghasilkan tiga kelas keputusan (Aman, Waspada, dan Bahaya) beserta nilai probabilitas dan rekomendasi jaminannya. Berdasarkan pengujian performa menggunakan *Confusion Matrix* dengan skema rasio data 70:30 (175 data latih dan 75 data uji), sistem mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 80%, presisi rata-rata 83,39%, recall rata-rata 61,17%, serta F1-Score rata-rata 59,7%. Karena proses pembagian data menerapkan mekanisme pengacakan (*random shuffling*) pada setiap eksekusi, nilai-nilai metrik evaluasi tersebut bersifat dinamis dan bervariasi. Meski demikian, pengujian secara konsisten menunjukkan performa pada rentang yang baik dengan capaian tertinggi hingga 87,5%, yang membuktikan validitas dan keandalan metode Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi meskipun performa pada kelas Bahaya masih rendah akibat keterbatasan data historis. Keandalan teknis sistem juga diperkuat oleh pengujian *Black Box* dan kompatibilitas *browser* yang mencapai keberhasilan fungsional 100%, serta hasil pengujian pengguna yang mencatatkan 98,75% respons positif yang menegaskan efektivitas sistem ini dalam membantu objektivitas pengambilan keputusan.

Untuk mengoptimalkan sistem klasifikasi ini, pada penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan metode penanganan nilai nol, seperti *Laplace Smoothing*, guna mencegah terjadinya *Zero Probability* yang dapat menyebabkan kegagalan nilai posterior ketika variasi kriteria pada data latih tidak terpenuhi. Selain itu, akurasi model dapat ditingkatkan dengan memperluas kriteria input yang bersifat dinamis, seperti integrasi rekam jejak kredit calon penyewa atau validasi jaminan fisik secara sistematis. Terakhir, penyediaan dataset yang lebih besar dan seimbang pada basis data sangat direkomendasikan agar cakupan probabilitas *likelihood* dari kombinasi kriteria (seperti domisili, pekerjaan, pendapatan, riwayat kredit, dan riwayat sewa) menjadi lebih kaya, sehingga mampu mereduksi bias klasifikasi pada kelas yang kekurangan data

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Aditya, Jeff, B. O. Lubis and A. M. B. Aji, "Pengembangan Aplikasi Web Sewa Mobil di SHC Trans Cinere Depok dengan Pendekatan Rapid Application Development," *Jurnal*

Teknologi Sistem Informasi E-ISSN: 2722-631X Volume 6, Nomor 2, pp. Page:294-306, 2025.

- [2] A. Pangaribuan, M. Romaito, K. Heston and P. K. Dewi Lubis, "Analisis Risiko Jasa Rental Mobil Pada CV. Mawar Rental Car," *Jurnal Riset Ilmu Manajemen dan Kewirausahaan*, 2024.
- [3] F. Irawan, Muqorobin and N. . A. R. Rais, "SISTEM PREDIKSI PENENTUAN KELAYAKAN CALON USER RENTAL MOBIL DENGAN METODE ALGORITMA C4.5 DAN NAÏVE BAYES," *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, 2025.
- [4] E. S. Wijaya and F. G. Pranata, "Sistem Keputusan Pemilihan Penyewa Mobil Dengan Metode Simple Multy Attribute Rating Technique (SMART) Di Mahkota Rental Mobil Kroya," *Jurnal Media Pratama*, 2020.
- [5] S. Aminah and Febriansyah, "Sistem Prediksi Kelayakan Rental Mobil Menggunakan Algoritma C4.5," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 2021.
- [6] A. S. Lubis, . L. Tanti and R. Puspasari, "Klasifikasi Kelayakan Penerima Program Indonesia Pintar (PIP)," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, pp. : 568-580, 2025.
- [7] C. W. Nugroho, S. Tamriesfatno and Sulkifli, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Sistem Pendukung Keputusan Penerima Bantuan Pendidikan," *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer dan Multimedia*, 2025.
- [8] S. Lestari, A. and . M. Badrul, "IMPLEMENTASI KLASIFIKASI NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI," *Jurnal PROSISKO*, p. 16, 2020.
- [9] J. V. Andrian and C. Fibriani, "Model Klasifikasi Kelayakan Pengajuan Kredit Bank," *Jurnal Sifo Mikroskil (JSM)*, pp. 275 - 288, 2025.
- [10] F. Putrawansyah, . R. Syahri and D. Puspita, "Decision Support System for Credit Application Eligibility Using the," *JOURNAL OF BIG DATA SCIENCE*, pp. 1-7, 2025.
- [11] H. Kurniadi, Y. B. Utomo and M. S. Anam, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Sebagai Sistem Pendukung Keputusan Dalam Penentuan Pemilihan Mobil Untuk Driver Online," *Jurnal TelKa*, 2025.
- [12] F. Putrawansyah, . R. Syahri and D. Puspita, "Decision Support System for Credit Application Eligibility Using the," *JOURNAL OF BIG DATA SCIENCE*, pp. 1-7, 2025.