



Prediksi Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi Pojokcat dalam Pembelajaran *Online* Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Nabilla Putri Sahara^{1*}, Asti Herliana²

¹⁻² Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya, Indonesia

Email: nabillaputris2002@gmail.com¹

Alamat: Antapani, Jl. Terusan Sekolah No.1-2, Cicaheum, Kec. Kiaracondong, Kota Bandung, Jawa Barat 40282

Korespondensi penulis: nabillaputris2002@gmail.com *

Abstract. *Technological developments in education have encouraged the use of online learning applications, one of which is PojokCAT, used by prospective students (casis) to prepare for the National Police selection exam. However, the lack of a systematic evaluation of user satisfaction levels has led to questions about the extent to which this application is able to meet learning needs. This study aims to predict the level of satisfaction of PojokCAT application users using the Naïve Bayes algorithm. Data were obtained from a courage questionnaire completed by 384 active respondents using the application. The process analysis included preprocessing, data sharing, model training, and performance classification evaluation. The results showed that the Naïve Bayes algorithm was able to predict satisfaction levels with an accuracy of 91.38%. The precision value reached 86.67%, recall was 90.70%, and AUC was 0.971, indicating excellent classification performance. In general, this indicates that PojokCAT has been able to meet the needs of its users. However, there are still certain aspects that require further improvement. These findings indicate that the Naïve Bayes algorithm is effective for classifying user satisfaction levels in online learning applications.*

Keywords: *user satisfaction, naïve bayes, online learning, pojokCAT, prediction*

Abstrak. Perkembangan teknologi di dunia pendidikan mendorong pemanfaatan aplikasi pembelajaran *online*, salah satunya adalah PojokCAT yang digunakan oleh calon siswa (casis) untuk mempersiapkan diri menghadapi ujian seleksi Polri. Namun, belum adanya evaluasi yang sistematis terhadap tingkat kepuasan pengguna menyebabkan ketidakpastian sejauh mana aplikasi ini mampu memenuhi kebutuhan pembelajaran. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi tingkat kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT dengan algoritma Naïve Bayes. Data diperoleh dari kuesioner daring yang diisi oleh 384 responden aktif pengguna aplikasi. Proses analisis meliputi tahap *preprocessing*, pembagian data, pelatihan model, dan evaluasi kinerja klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu memprediksi tingkat kepuasan dengan akurasi sebesar 91,38%. Nilai *precision* mencapai 86,67%, *recall* sebesar 90,70%, dan AUC sebesar 0,971 yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Secara umum, hal ini mengindikasikan bahwa PojokCAT telah mampu memenuhi kebutuhan penggunaannya, Namun, masih terdapat aspek-aspek tertentu yang membutuhkan perbaikan lebih lanjut. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes efektif untuk mengklasifikasi tingkat kepuasan pengguna pada aplikasi pembelajaran *online*.

Kata kunci: kepuasan pengguna, naïve bayes, pembelajaran *online*, pojokCAT, prediksi

1. LATAR BELAKANG

Inovasi teknologi telah mendorong terciptanya metode pembelajaran yang lebih fleksibel dan efisien, salah satunya melalui pemanfaatan aplikasi pembelajaran berbasis digital (Maftuh et al., 2024). Seiring meningkatnya penggunaan aplikasi dalam proses pembelajaran, muncul kebutuhan untuk mengevaluasi efektivitas penggunaan aplikasi tersebut. Salah satu indikator efektivitas yang relevan adalah tingkat kepuasan pengguna, yang mencerminkan sejauh mana aplikasi mampu memenuhi kebutuhan dan harapan penggunaannya (Waworuntu et al., 2024).

Pembelajaran *online* di Indonesia telah mengalami peningkatan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir, terutama sebagai respons terhadap tantangan pendidikan selama pandemi *Covid-19*. Pembelajaran *online* menawarkan fleksibilitas akses materi, komunikasi tanpa batas ruang dan waktu, serta kemudahan penggunaan berbagai perangkat digital. Namun, di sisi lain, tantangan dalam efektivitas penggunaan aplikasi dan variasi tingkat pemahaman pengguna menjadi isu yang belum sepenuhnya teratasi (Olii et al., 2024).

PojokCAT menjadi salah satu aplikasi yang banyak dimanfaatkan dalam kegiatan pembelajaran *online*, yakni aplikasi yang dirancang untuk membantu calon siswa (casis) mempersiapkan diri menghadapi ujian seleksi Polri. Meskipun aplikasi ini menawarkan berbagai fitur pembelajaran yang mendukung, masih terdapat keluhan dari pengguna terkait kesulitan navigasi, kurangnya pemahaman terhadap fitur, serta keterbatasan konten yang dirasa belum optimal. Keberagaman tingkat literasi digital pengguna turut menjadi tantangan dalam menjamin pengalaman belajar yang merata.

Penelitian ini mencoba menjawab kebutuhan akan evaluasi terhadap aplikasi PojokCAT dengan memanfaatkan pendekatan prediksi tingkat kepuasan pengguna. Algoritma Naïve Bayes dipilih karena mampu mengklasifikasikan data dalam jumlah besar secara akurat (Sanjaya et al., 2022). Beberapa penelitian sebelumnya juga mendukung efektivitas algoritma ini. (Purnamasari, 2023) memperoleh akurasi sebesar 94,44% dalam memprediksi kepuasan pengguna pembelajaran daring menggunakan 110 data, sementara (Bilqisth et al., 2022) mencatat akurasi 95% dalam studi serupa terhadap 130 data.

Berdasarkan paparan tersebut, penelitian ini berfokus pada prediksi tingkat kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT dalam pembelajaran *online* menggunakan algoritma Naïve Bayes. Penelitian dilakukan melalui metode survei dengan pengumpulan data primer dari kuesioner yang disebarakan kepada pengguna aktif aplikasi. Diharapkan hasil analisis mampu memberikan pemahaman menyeluruh terkait faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan serta saran untuk pengembangan aplikasi di masa mendatang.

2. KAJIAN TEORITIS

Pembelajaran *Online*

Pembelajaran *online* adalah bentuk inovasi di bidang pendidikan yang mengandalkan teknologi informasi dan komunikasi sebagai media utama dalam kegiatan belajar mengajar. Sistem ini berkembang pesat seiring meningkatnya akses terhadap perangkat digital dan internet, khususnya setelah pandemi *Covid-19* yang mendorong pergeseran besar-besaran dari pembelajaran tatap muka ke *online* (Nurkapit, 2023). Model pembelajaran daring

memungkinkan siswa belajar secara mandiri melalui berbagai platform digital, serta memberikan fleksibilitas dalam mengakses materi dan berinteraksi dengan pengajar (Yogi et al., 2023).

Selain fleksibilitas, pembelajaran *online* juga menawarkan kebebasan akses tanpa batas waktu dan tempat melalui perangkat seperti laptop, komputer, atau ponsel pintar. Proses pembelajaran dapat dilakukan secara sinkron (*real-time*) maupun asinkron (tidak langsung), melalui platform seperti Zoom, Google Meet, WhatsApp, dan YouTube (Ahmadi, 2021). Meski demikian, pembelajaran daring juga menghadapi kendala seperti keterbatasan infrastruktur, minimnya interaksi langsung, dan rendahnya motivasi belajar, khususnya di daerah tertentu (Imania et al., 2021).

Kepuasan Pengguna (*User Satisfaction*)

Kepuasan pengguna menggambarkan persepsi pribadi pengguna dalam menilai kinerja suatu sistem, berdasarkan manfaat, kemudahan, dan efisiensi yang dirasakan (Purnamasari, 2023). Dalam konteks pembelajaran daring, kepuasan ini menjadi indikator penting dalam menilai kualitas layanan aplikasi *e-learning*. Faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan antara lain kemudahan akses, kejelasan informasi, dan fleksibilitas penggunaan (Arianto et al., 2020).

Menurut (Nursanto & Rahman, 2024), kepuasan pengguna merupakan ukuran sejauh mana pengalaman dan harapan pengguna terhadap suatu aplikasi terpenuhi. Hal ini selaras dengan temuan (Aini et al., 2021) yang menyatakan bahwa kepuasan mencerminkan persepsi pengguna terhadap kualitas sistem, kemudahan penggunaan, serta manfaat yang diperoleh selama menggunakan aplikasi pembelajaran.

Prediksi

Prediksi adalah proses memperkirakan kejadian atau nilai yang akan datang berdasarkan data historis yang tersedia (Erwanto & Aziat, 2024). Menurut KBBI, prediksi merupakan hasil dari proses peramalan dengan memanfaatkan informasi masa lalu untuk mengurangi kesalahan estimasi (Rahmadini et al., 2023). Dalam konteks ini, prediksi dilakukan untuk memperkirakan tingkat kepuasan pengguna aplikasi pembelajaran daring.

Prediksi juga dapat diartikan sebagai proses mempertimbangkan berbagai kemungkinan masa depan melalui pendekatan analitis berbasis data. Dalam situasi kompleks, prediksi menjadi dasar dalam pengambilan keputusan dan perencanaan yang tepat (Bukit & Kurniawan, 2023).

Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi yang didasarkan pada prinsip probabilitas dan Teorema Bayes, dengan anggapan bahwa setiap fitur saling independen (Walid & Halimiyah, 2022). Algoritma ini dikenal sederhana namun efisien, dengan performa klasifikasi yang baik dalam berbagai kondisi data (Sepri, 2020).

Secara umum, algoritma ini memilih kelas dengan probabilitas posterior tertinggi sebagai hasil prediksi. Naïve Bayes telah digunakan secara luas dalam analisis sentimen, deteksi spam, klasifikasi teks, dan prediksi kepuasan pengguna karena kecepatan proses dan akurasinya yang stabil.

Data Mining

Data mining merupakan proses untuk menggali pola tersembunyi dan informasi penting dari sejumlah besar data menggunakan pendekatan statistik, *machine learning*, dan kecerdasan buatan (Yoliadi, 2023). Data mining digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis dan mengidentifikasi pola dari jawaban kuesioner pengguna aplikasi.

Rapid Miner

Rapid Miner merupakan perangkat lunak data *science* yang menyediakan platform terpadu untuk melakukan analisis data, termasuk *machine learning*, *text mining*, dan prediksi (Sudarsono et al., 2021). Platform ini mempermudah analisis data melalui antarmuka *drag-and-drop* dan mendukung berbagai sumber data, termasuk basis data relasional maupun big data.

Rapid Miner menyediakan operator siap pakai yang mencakup tahapan data mining, mulai dari *preprocessing*, seleksi fitur, hingga validasi model. Dengan fitur lengkapnya, Rapid Miner menjadi alat yang efektif dalam penelitian klasifikasi tingkat kepuasan pengguna berbasis algoritma Naïve Bayes (Nisrina & Kustiyono, 2024).

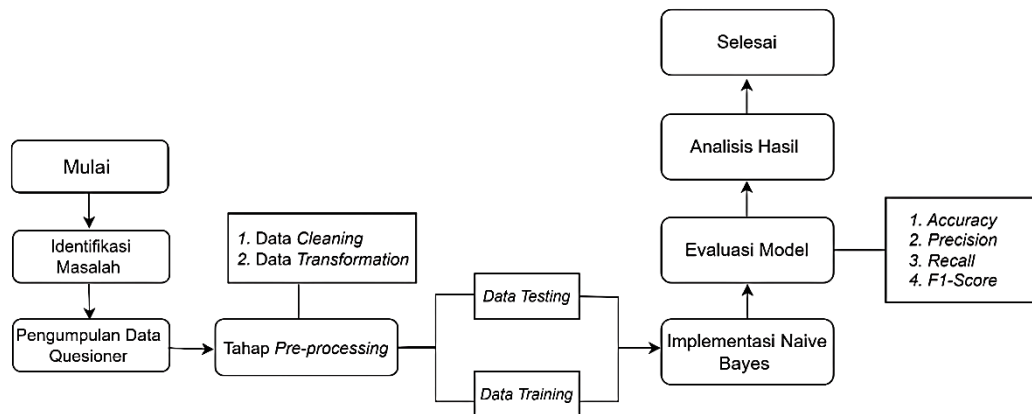
Proses ini melibatkan beberapa tahap seperti pengumpulan data, pembersihan data, analisis, dan interpretasi hasil. Tujuannya adalah menghasilkan pengetahuan yang berguna dalam pengambilan keputusan (Putra & Juanita, 2021) Data mining menjadi alat penting dalam model prediktif untuk memahami tingkat kepuasan pengguna secara lebih akurat (Alviansyah, 2024).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan metode survei guna memprediksi tingkat kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT melalui algoritma Naïve Bayes. Objek penelitian adalah aplikasi PojokCAT yang digunakan oleh calon siswa (casis) Polri. Data dikumpulkan melalui kuesioner *online* yang disebarakan kepada pengguna aktif aplikasi.

Kuesioner disusun dengan indikator kepuasan seperti kemudahan penggunaan, tampilan antarmuka, dan kelengkapan materi.

Populasi penelitian adalah pengguna aktif aplikasi PojokCAT, dengan jumlah sampel sebanyak 384 responden yang diperoleh selama periode 16 April hingga 16 Mei 2025. Penelitian ini menggunakan teknik pengambilan sampel non-probabilistik. Kerangka berpikir yang mengacu pada pendekatan tersebut ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka berpikir penelitian

Identifikasi Masalah

Penelitian ini mengidentifikasi berbagai aspek yang memengaruhi kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT, meliputi aspek antarmuka pengguna, ketersediaan fitur, kecepatan respons sistem, aksesibilitas, serta pengalaman penggunaan. Tujuannya adalah memahami faktor-faktor utama yang membentuk kepuasan terhadap aplikasi pembelajaran *online* ini.

Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui kuesioner *online* yang disebarakan kepada pengguna aktif aplikasi PojokCAT. Kuesioner berisi indikator kepuasan seperti tampilan antarmuka, kelengkapan soal, aksesibilitas, dan kenyamanan belajar. Dataset utama dalam penelitian ini diperoleh dari data tersebut.

Tahap *Pre-processing*

Pre-processing dilakukan untuk menyiapkan data sebelum pelatihan model. Langkah pertama, data *cleaning* dilakukan dengan menghapus kolom tidak relevan, mengatasi data kosong, dan menyeragamkan entri pada kolom tingkat kepuasan. Selanjutnya, data transformation dilakukan dengan mengubah kategori “puas” dan “tidak puas” menjadi bentuk numerik (1 dan 0), serta menyesuaikan tipe data lainnya. Tahapan ini memastikan data siap digunakan dalam pemodelan menggunakan algoritma Naïve Bayes.

Pembagian Data

Data dibagi menjadi dua bagian: 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Tujuan pembagian ini adalah melatih algoritma Naïve Bayes dengan sebagian data, lalu menguji akurasi dengan data yang belum dikenali. Proporsi ini mengikuti praktik umum dalam penelitian klasifikasi dan terbukti efektif meningkatkan akurasi model.

Implementasi

Model prediksi tingkat kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT dibangun menggunakan algoritma Naïve Bayes. Model dilatih menggunakan data pelatihan dan memprediksi kelas kepuasan berdasarkan fitur dari data ulasan pengguna. Pendekatan ini memanfaatkan prinsip probabilistik untuk menentukan kemungkinan masing-masing kelas kepuasan.

Evaluasi Model

Model Naïve Bayes dievaluasi untuk mengukur akurasi dalam memprediksi kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik klasifikasi, yaitu:

1. *Confusion Matrix*: Untuk menilai kinerja model dalam mengklasifikasikan data pada sistem *machine learning*, *Confusion Matrix* sering dimanfaatkan, terutama pada klasifikasi dua kelas. Matriks ini mencakup nilai aktual dan nilai prediksi yang membentuk empat kategori berbeda (Said et al., 2022).

Tabel 1. *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>		Data Aktual	
		Positif	Negatif
Data Prediksi	Positif	<i>True Positives (TP)</i>	<i>False Positives (FP)</i>
	Negatif	<i>False Negatives (FN)</i>	<i>True Negatives (TN)</i>

Berdasarkan tabel *confusion matrix*, sejumlah metrik evaluasi model seperti *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F1-score* dapat dihitung. Berikut ini merupakan rumus-rumus untuk masing-masing metrik tersebut:

2. *Accuracy* digunakan untuk menilai seberapa sering model menghasilkan prediksi yang benar, baik pada kelas positif maupun negatif.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

3. *Recall* digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu mendeteksi seluruh data yang termasuk dalam kelas positif.

$$Precision = \frac{TP + TN}{TP + FP}$$

4. *Precision* digunakan untuk menilai ketepatan model dalam memprediksi data yang termasuk dalam kelas positif.

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

5. *F1-score* digunakan untuk mencari rata-rata harmonik dari presisi dan recall terutama ketika mempertimbangkan ketidakseimbangan dataset.

$$F1 - Score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data dilakukan melalui survei *online* menggunakan Google Form yang disebarkan kepada pengguna aktif aplikasi PojokCAT pada periode 16 April hingga 16 Mei 2025. Sebanyak 384 responden berhasil mengisi kuesioner secara lengkap. Tujuan dari pengumpulan data ini adalah untuk mengukur tingkat kepuasan dan efektivitas penggunaan aplikasi berdasarkan persepsi pengguna.

Kuesioner dirancang dengan mempertimbangkan beberapa indikator yang relevan terhadap kualitas aplikasi edukasi, seperti kemudahan penggunaan, tampilan antarmuka, kesesuaian materi, manfaat aplikasi dalam proses pembelajaran, kenyamanan dan kelancaran selama penggunaan, kesiapan pengguna dalam menghadapi ujian, serta tingkat kepuasan secara keseluruhan. Setiap pernyataan dinilai menggunakan skala *Likert* dengan rentang nilai 1 hingga 5. Data hasil kuesioner ini kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses analisis dan pemodelan klasifikasi kepuasan pengguna. Adapun atribut atau kolom yang digunakan dalam pengolahan data ditampilkan pada Tabel 2 berikut ini:

Tabel 2. Atribut Pengguna Aplikasi PojokCAT

No	Nama Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	TimeStamp	Datetime	Waktu pengisian kuesioner oleh responden
2	Nama	String (Teks)	Nama lengkap responden
3	Jenis Kelamin	Kategorikal (Nominal)	Laki-laki / Perempuan
4	Usia	Numerik	Usia responden dalam satuan tahun
5	Lama Menggunakan Aplikasi PojokCAT	Numerik	Dalam satuan bulan
6	Frekuensi Penggunaan Aplikasi	Kategorikal (Ordinal)	Harian / Mingguan / Bulanan
7	Kemudahan Aplikasi	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
8	Tampilan Aplikasi	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
9	Kesesuaian Materi	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
10	Manfaat Aplikasi	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
11	Kemudahan Pengguna	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
12	Kelancaran Aplikasi	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
13	Kesiapan Menghadapi Ujian	Numerik	Skala <i>Likert</i> 1–5
14	Tingkat Kepuasan Pengguna	Binari	0 = Tidak Puas, 1 = Puas (hasil <i>encoding</i>)

Tahap *Preprocessing*

Tahapan *preprocessing* bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes. Proses ini mencakup enam langkah utama:

1. Penanganan *Missing Value*: Nilai kosong pada atribut tingkat kepuasan diisi dengan kategori “Puas” menggunakan metode imputasi berbasis distribusi mayoritas.
2. Penyamaan Nilai Tidak Konsisten: Entri seperti “Puas, Tidak Puas” diklasifikasikan sebagai “Tidak Puas” berdasarkan pola respons pengguna, untuk menjaga konsistensi data.
3. Seleksi Atribut: Atribut tidak relevan seperti “Nama” dan “*Timestamp*” dihapus. Hanya atribut yang berpengaruh terhadap klasifikasi yang dipertahankan.
4. *Label Encoding*: Nilai kategorikal “Puas” dan “Tidak Puas” diubah menjadi angka 1 dan 0 agar dapat diproses dalam bentuk numerik.
5. Penetapan Atribut Target (*Set Role*): Atribut “Tingkat Kepuasan Pengguna” ditetapkan sebagai label atau target klasifikasi.
6. Penyimpanan Dataset: Dataset hasil *preprocessing* disimpan ke *repository* lokal agar dapat digunakan kembali dalam tahap pelatihan dan pengujian model.

Pembagian Data (*Data Splitting*)

Setelah proses *preprocessing* selesai, dataset kemudian dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Pembagian dilakukan di Rapid Miner menggunakan operator Split Data dengan rasio 70% data untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Sebanyak 268 data digunakan untuk melatih model dengan algoritma Naïve Bayes, sedangkan 116 data lainnya digunakan sebagai data pengujian terhadap data yang belum dikenal sebelumnya. Tahapan ini penting untuk memastikan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik dalam proses klasifikasi tingkat kepuasan pengguna.

Implementasi Model Naïve Bayes

Dengan memanfaatkan algoritma Naïve Bayes di Rapid Miner, model klasifikasi dibentuk menggunakan 268 data pelatihan dan 116 data pengujian. Fitur yang digunakan meliputi usia, jenis kelamin, frekuensi penggunaan, dan persepsi pengguna terhadap aplikasi. Model dilatih untuk memprediksi tingkat kepuasan pengguna berdasarkan kombinasi fitur-fitur tersebut. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk label numerik (1 = puas, 0 = tidak puas) disertai nilai *confidence* yang menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap klasifikasi yang dihasilkan.

1. Eksperimen Perbandingan Proporsi Data *Training* dan *Testing*

Selain menggunakan proporsi data 70:30, penelitian ini juga menyertakan pengujian tambahan dengan dua konfigurasi lainnya, yaitu 80:20 dan 90:10. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model Naïve Bayes pada berbagai proporsi pembagian data guna menentukan konfigurasi yang menghasilkan performa terbaik. Pendekatan serupa juga dilakukan oleh penelitian (Pebrianti et al., 2025) yang membandingkan performa model pada berbagai rasio data pelatihan dan pengujian untuk memperoleh akurasi optimal.

- a) Perbandingan data *training* 70% dan data *testing* 30%:

Tabel 3. Perbandingan rasio 70:30

Jenis Data	Persentase	Jumlah
Data <i>Training</i>	70%	268
Data <i>Testing</i>	30%	116
Total	100%	384

Berdasarkan Tabel 3, terlihat bahwa dari total 384 data, sebanyak 268 data digunakan untuk pelatihan dan 116 untuk pengujian. Model yang dibangun menggunakan proporsi 70:30 ini menghasilkan akurasi sebesar 91,38%, *precision* sebesar 86,67%, dan *recall*

sebesar 90,70%. Nilai ini menunjukkan performa model yang sangat baik, dengan keseimbangan yang cukup antara data latih dan uji.

- b) Perbandingan data *training* 80% dan data *testing* 20%:

Tabel 4. Perbandingan rasio 80:20

Jenis Data	Persentase	Jumlah
Data <i>Training</i>	80%	308
Data <i>Testing</i>	20%	76
Total	100%	384

Berdasarkan Tabel 3, Data yang digunakan terdiri dari 308 untuk proses pelatihan dan 76 untuk tahap pengujian. Penggunaan proporsi 80:20 menghasilkan akurasi sebesar 90,79%, yang sedikit lebih rendah dari proporsi 70:30. Meskipun demikian, nilai *precision* dan *recall* tetap menunjukkan kinerja yang stabil.

- c) Perbandingan data *training* 90% dan data *testing* 10%:

Tabel 5. Perbandingan rasio 90:10

Jenis Data	Persentase	Jumlah
Data <i>Training</i>	90%	346
Data <i>Testing</i>	10%	38
Total	100%	384

Berdasarkan Tabel 4, sebanyak 346 data digunakan untuk pelatihan dan 38 untuk pengujian. Model berhasil mencapai akurasi sebesar 84,21%, dengan *precision* dan *recall* yang juga cukup tinggi. Namun, jumlah data *testing* yang lebih sedikit menyebabkan hasil evaluasi kurang merepresentasikan performa model secara menyeluruh, karena kemungkinan *overfitting* lebih tinggi.

Berdasarkan hasil evaluasi pada ketiga proporsi, dapat disimpulkan bahwa proporsi 70:30 menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu 91,38%, dengan nilai *precision* dan *recall* yang juga optimal. Proporsi ini memberikan keseimbangan ideal antara jumlah data latih yang cukup besar dan data uji yang cukup representatif, sehingga menghasilkan performa prediksi yang stabil dan andal karena itu, proporsi 70:30 dipilih sebagai konfigurasi utama dalam penelitian ini.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur akurasi dan kinerja model Naïve Bayes dalam memprediksi tingkat kepuasan pengguna. Berdasarkan hasil pengujian terhadap data *testing*, model mencapai akurasi sebesar 91,38%, yang menunjukkan tingkat klasifikasi yang tinggi. Hasil evaluasi ini ditampilkan dalam bentuk metrik numerik serta *confusion matrix*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Berikut merupakan hasil evaluasi yang berhasil diperoleh:

PerformanceVector

```
PerformanceVector:
accuracy: 91.38%
ConfusionMatrix:
True:    1      0
1:      67      4
0:       6     39
precision: 86.67% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:    1      0
1:      67      4
0:       6     39
recall: 90.70% (positive class: 0)
ConfusionMatrix:
True:    1      0
1:      67      4
0:       6     39
AUC (optimistic): 0.971 (positive class: 0)
AUC: 0.971 (positive class: 0)
AUC (pessimistic): 0.971 (positive class: 0)
```

Gambar 2. Hasil Evaluasi Model Naïve Bayes

- a. Akurasi (*Accuracy*): Akurasi yang dihasilkan adalah sebesar 91,38%, yang berarti bahwa dari seluruh data yang diuji, sebanyak 91,38% diprediksi dengan benar oleh model. Ini menunjukkan bahwa model secara umum mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat kesalahan yang rendah.

$$Accuracy = \frac{67 + 39}{67 + 39 + 6 + 4} = \frac{106}{116} = 0.9138 \text{ atau } 91,38\%$$

- b. *Confusion Matrix*: Berdasarkan hasil evaluasi model yang ditunjukkan pada Tabel 6, algoritma Naïve Bayes mampu memprediksi dengan baik untuk kedua kelas. Sebanyak 39 data dengan label *Tidak Puas* (0) berhasil diprediksi dengan benar, dan 67 data dengan label *Puas* (1) juga diklasifikasikan secara tepat. Namun, masih terdapat total 10 kesalahan klasifikasi, yang terdiri dari 4 data *Tidak Puas* yang salah diprediksi sebagai *Puas* (*False Negative* / FN) dan 6 data *Puas* yang salah diprediksi sebagai *Tidak Puas* (*False Positive* / FP).

Tabel 6. Hasil *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>		Data Aktual	
		Aktual: Tidak Puas (0)	Aktual: Puas (1)
Data Prediksi	Prediksi Tidak Puas (0)	39	6
	Prediksi Puas (1)	4	67

Berdasarkan *confusion matrix*, model menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan data ke dalam kelas Puas dan Tidak Puas, dengan jumlah kesalahan klasifikasi yang relatif kecil. Hal ini menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi kepuasan pengguna secara cukup akurat.

- c. *Precision* (kelas positif: 0 / tidak puas): Nilai *precision* yang diperoleh adalah 86,67%, yang berarti bahwa dari seluruh prediksi yang diklasifikasikan sebagai “tidak puas”, sebanyak 86,67% merupakan prediksi yang benar, sedangkan sisanya salah klasifikasi sebagai “tidak puas” padahal sebenarnya “puas”.

$$Precision = \frac{39}{39 + 6} = \frac{39}{45} = 0.8667 \text{ atau } 86,67\%$$

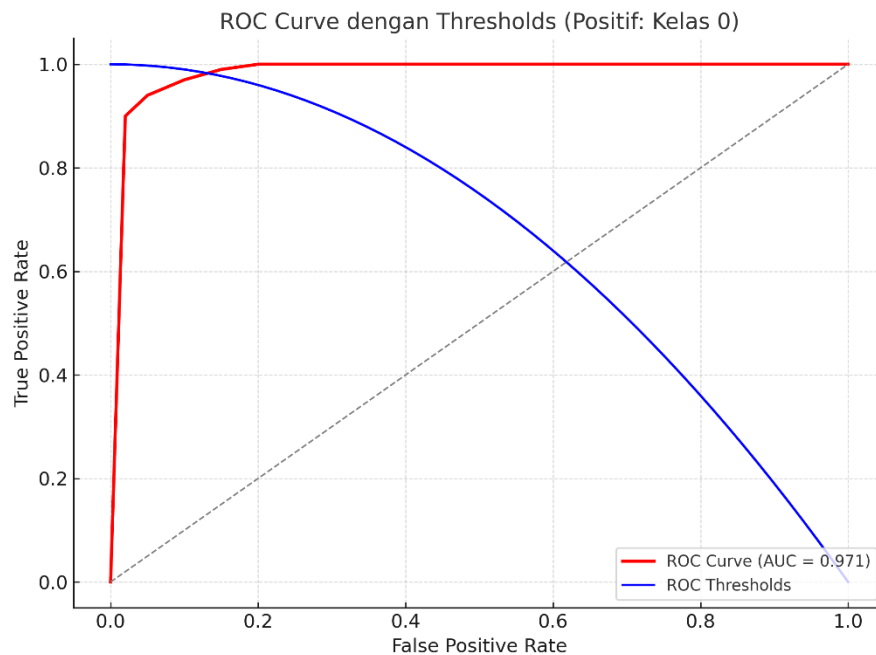
- d. *Recall* (kelas positif: 0 / tidak puas): *Recall* yang dicapai adalah 90,70%, yang mengindikasikan bahwa dari seluruh data yang sebenarnya “tidak puas”, sebanyak 90,70% berhasil dikenali dan diklasifikasikan dengan benar oleh model.

$$Recall = \frac{39}{39 + 4} = \frac{39}{43} = 90,70\%$$

- e. *F1-Score*: *F1-Score* dihitung sebagai rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*. Dalam model ini, nilai *F1-Score* adalah 88,65%, yang menunjukkan keseimbangan yang cukup optimal antara ketepatan dan kelengkapan model dalam mengenali data positif.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{0.8667 \times 0.9070}{0.8667 + 0.9070} = 88,65\%$$

- f. *AUC (Area Under Curve)*: Nilai AUC yang diperoleh adalah 0,971, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan sangat baik dalam membedakan antara kelas “puas” dan “tidak puas”. Semakin mendekati angka 1, semakin baik performa model dalam hal separabilitas antar kelas. Visualisasi kurva ROC yang merepresentasikan nilai AUC tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.



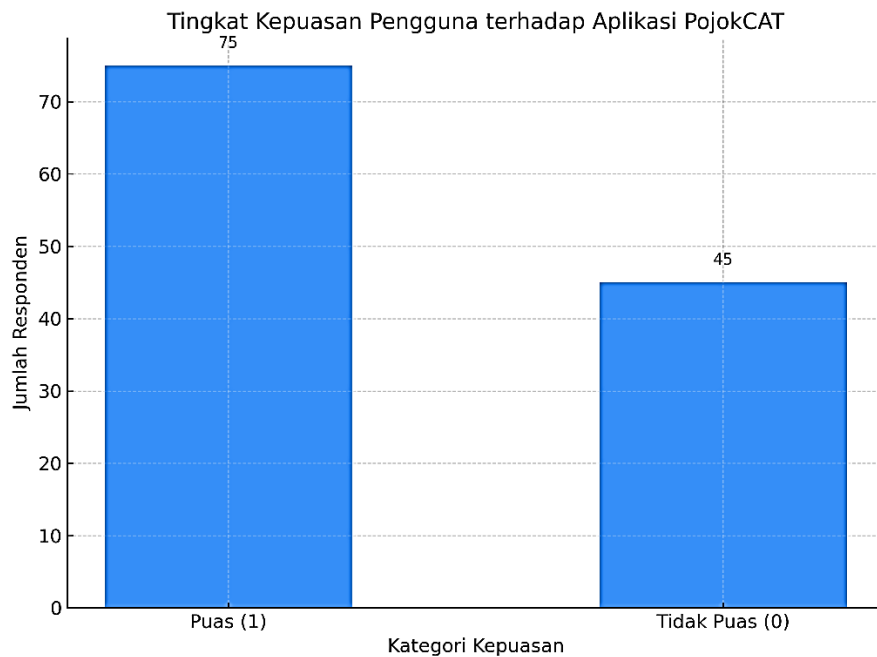
Gambar 3. Kurva ROC Model Naïve Bayes berdasarkan Nilai AUC

Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang akurat, seimbang, dan andal dalam memprediksi kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT.

Analisis Hasil

Model Naïve Bayes menunjukkan kinerja klasifikasi yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 91,38%, *precision* 86,67%, *recall* 90,70%, *F1-score* 88,65%, dan AUC 0,971. Hasil ini mencerminkan kemampuan model yang tidak hanya akurat tetapi juga seimbang dalam mengklasifikasikan dua kelas: “Puas” dan “Tidak Puas”. Berdasarkan *confusion matrix*, dari 116 data uji, model mengklasifikasikan 67 data “Puas” dan 39 data “Tidak Puas” secara benar, dengan total 10 kesalahan klasifikasi. Mayoritas kesalahan berasal dari prediksi yang keliru terhadap data “Puas”.

Distribusi data menunjukkan bahwa kelas “Puas” mendominasi sebanyak 63%, sedangkan “Tidak Puas” sebesar 37%. Ketidakseimbangan ini berpotensi memengaruhi kecenderungan model dalam memprediksi kelas mayoritas, namun kinerja model secara keseluruhan tetap dinilai stabil dan andal.



Gambar 4. Visualisasi distribusi tingkat kepuasan pen gguna aplikasi PojokCAT

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes efektif dalam memprediksi kepuasan pengguna aplikasi PojokCAT. Model yang dibangun menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik, dengan akurasi sebesar 91,38%, *precision* 86,67%, *recall* 90,70%, *F1-score* 88,65%, dan AUC sebesar 0,971. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model tidak hanya memiliki tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga mampu membedakan secara seimbang antara kategori puas dan tidak puas.

Penggunaan proporsi pembagian data 70:30 terbukti memberikan hasil terbaik dibandingkan dengan proporsi 80:20 dan 90:10. Hal ini karena proporsi tersebut mampu menjaga keseimbangan antara jumlah data pelatihan yang memadai dan data pengujian yang representatif. Selain itu, hasil analisis menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna merasa puas terhadap aplikasi, khususnya dalam aspek kemudahan penggunaan, tampilan, dan manfaat aplikasi. Namun demikian, masih terdapat sebagian responden yang merasa tidak puas, sehingga masukan dari kelompok ini perlu diperhatikan untuk pengembangan lebih lanjut.

Berdasarkan temuan tersebut, disarankan kepada pengembang aplikasi PojokCAT untuk terus meningkatkan kualitas layanan dan fitur, terutama dalam hal kemudahan penggunaan, kecepatan akses, serta kelengkapan materi dan latihan soal. Perlu juga disediakan sistem umpan balik yang lebih interaktif agar informasi mengenai kebutuhan dan kepuasan pengguna dapat

diperoleh secara *real time*. Hasil penelitian ini dapat dijadikan acuan untuk meningkatkan fitur aplikasi berdasarkan klasifikasi tingkat kepuasan pengguna.

Adapun untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar penelitian ke depan memanfaatkan dataset yang lebih besar dan beragam guna meningkatkan representativitas hasil. Selain itu, penelitian ini hanya menggunakan algoritma Naïve Bayes, sehingga pada penelitian lanjutan dapat dilakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lainnya, seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, atau *Logistic Regression* untuk melihat perbedaan performa. Penelitian mendatang juga dapat dikembangkan dengan menambahkan analisis terhadap data terbuka (*open-ended feedback*) untuk mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai pengalaman dan kepuasan pengguna aplikasi pembelajaran *online*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan selama proses penelitian dan penulisan artikel ini. Ucapan terima kasih disampaikan kepada dosen pembimbing atas bimbingan, masukan, dan arahan yang sangat berharga, serta kepada para responden yang telah meluangkan waktu untuk mengisi kuesioner dalam penelitian ini.

Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada pihak pengembang dan pengguna aplikasi PojokCAT yang telah memberikan kesempatan dan informasi yang dibutuhkan dalam proses penelitian. Penelitian ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi dan memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya, Bandung, Jawa Barat.

DAFTAR REFERENSI

- Ahmadi, F. (2021). Pembelajaran daring di era pandemi Covid-19. Qahar Publisher.
- Aini, N., Ridwandono, D., & Safitri, E. M. (2021). Analisis kepuasan pengguna sistem informasi akademik di Universitas Bhayangkara Surabaya. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 2(1), 26–33.
- Alviansyah, M. D. (2024). Penerapan data mining dalam mendukung sistem penunjang keputusan penerima beasiswa di universitas: Literature review. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 4(2), 149–156.
- Arianto, F., Susarno, L. H., Dewi, U., & Safitri, A. F. (2020). Model penerimaan dan pemanfaatan teknologi: E-learning di perguruan tinggi. *Kwangsan: Jurnal Teknologi Pendidikan*, 8(1), 110.

- Bilqisth, S. C., Khoirudin, K., & Putri, A. N. (2022). Mengukur tingkat kepuasan mahasiswa terhadap e-learning Universitas Semarang menggunakan algoritma Naïve Bayes. *E-Link: Jurnal Teknik Elektro dan Informatika*, 17(2), 1–7.
- Bukit, S. J. A. B., & Kurniawan, R. R. (2023). Prediksi harga tandan buah segar dengan algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 101(1), 92–101.
- Erwanto, M., & Aziat, M. R. (2024). Metode K-Nearest Neighbors untuk prediksi penjualan suku cadang (sparepart) motor Honda. *INFOKOM*, 17(2), 8–18.
- Imania, K. A. N., Bariah, S. H., Rahadian, D., & Purwanti, Y. (2021). Pembelajaran darurat selama masa pandemi Covid-19: Daring/E-learning sebagai solusi kegiatan pembelajaran dengan berbagai kelebihan & kekurangannya. *PETIK: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 7(2), 126–135.
- Maftuh, A., Al-Amin, A.-A., & Rohman, A. F. (2024). Manajemen pendidikan berbasis teknologi: Mengoptimalkan efisiensi dan efektivitas. *STUDIA ULUMINA: Jurnal Kajian Pendidikan*, 1(1), 44–55.
- Nisrina, D., & Kustiyono, K. (2024). Analisis kepuasan konsumen menggunakan metode algoritma C4.5 berbasis Rapidminer pada PT. Adeaksa Indo Jayatama. *MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem)*, 26–33.
- Nurkapit, M. (2023). Pengaruh sistem pembelajaran offline dan online terhadap hasil belajar mata pelajaran Bahasa Indonesia siswa kelas V SDIT Muhammadiyah Al Kautsar Kartasura. <https://eprints.iain-surakarta.ac.id/7056/>
- Nursanto, G. A., & Rahman, R. A. (2024). Systematic literature review: Metode penilaian tingkat kepuasan pengguna aplikasi. *Pendas: Jurnal Ilmiah Pendidikan Dasar*, 9(1), 5103–5116.
- Olii, F., Hafid, R., Mahmud, R., Bumulo, F., Maruwae, A., & Polamolo, C. (2024). Pengaruh implementasi pembelajaran online terhadap aktivitas belajar siswa pada mata pelajaran IPS Terpadu di kelas VII MTS Al-Khairaat Kwandang. *Journal of Economic and Business Education*, 2(3), 459–467.
- Pebrianti, L., Simamora, E., Manullang, S., Taufiq, I., & Chairunisah, C. (2025). Perbandingan metode algoritma supervised Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi penderita stunting di Kabupaten Deli Serdang. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(3), 4327–4333.
- Purnamasari, E. (2023). Prediksi tingkat kepuasan dalam pembelajaran daring menggunakan algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informasi dan Teknologi*, 153–159.
- Putra, A. D. A., & Juanita, S. (2021). Analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Bibit dan Bareksa dengan algoritma KNN. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 8(2), 636–646.
- Rahmadini, R., LorencisLubis, E. E., Priansyah, A., RWN, Y., & Meutia, T. (2023). Penerapan data mining untuk memprediksi harga bahan pangan di Indonesia menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Mahasiswa Akuntansi Samudra*, 4(4), 223–235.

- Said, H., Matondang, N. H., & Irmanda, H. N. (2022). Penerapan algoritma K-Nearest Neighbor untuk memprediksi kualitas air yang dapat dikonsumsi. *Techno.Com*, 21(2), 256–267.
- Sanjaya, U. P., Pribadi, T., & Prastya, I. W. D. (2022). Klasifikasi dana hibah usaha mikro kecil dan menengah dengan metode Naïve Bayes. *IJCS: Indonesian Journal of Computer Science*, 11(3), 975–984.
- Sepri, D. (2020). Penerapan algoritma Naïve Bayes untuk analisis kepuasan penggunaan aplikasi bank. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 2(1), 135–139.
- Sudarsono, B. G., Leo, M. I., Santoso, A., & Hendrawan, F. (2021). Analisis data mining data Netflix menggunakan aplikasi Rapid Miner. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(1).
- Walid, M., & Halimiyah, F. (2022). Klasifikasi kemandirian siswa SMA/MA Double Track menggunakan metode Naïve Bayes. *Jurnal ICT: Information Communication & Technology*, 22(2), 190–197.
- Waworuntu, K. C., Pinandito, A., & Wijoyo, S. H. (2024). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan pengguna sistem informasi manajemen pendidikan di tingkat perguruan tinggi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(4).
- Yogi, N. D. M., Mardi, M., & Pratama, A. (2023). Pengembangan pembelajaran daring dan media online terhadap kemandirian belajar yang dimediasi motivasi belajar siswa SMA. *EDUKASIA: Jurnal Pendidikan dan Pembelajaran*, 4(2), 1089–1106.
- Yoliadi, D. N. (2023). Data mining dalam analisis tingkat penjualan barang elektronik menggunakan algoritma K-Means. *Insearch: Information System Research Journal*, 3(1).