

ARTICLE

Klasifikasi Tingkat Kepuasan Pengguna Google Classroom dalam Pembelajaran Online Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Classification of Google Classroom User Satisfaction Levels in Online Learning Using the Naïve Bayes Algorithm

Annisa Auliya Ramadhani, Rizal Adi Saputra,* dan Ika Purwati Ningrum

Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo, Kendari, Indonesia

*Penulis Korespondensi: rizaladisaputra@uho.ac.id

(Disubmit 22-11-23; Diterima 23-3-24; Dipublikasikan online pada 30-3-24)

Abstrak

Kemajuan teknologi sejauh ini berdampak pada pertumbuhan pembelajaran, terutama pasca pandemi Covid-19. Pengajaran online menggunakan Google Classroom telah muncul sebagai salah satu pilihan yang tepat untuk adaptasi pendidikan selama pandemi Covid-19. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan pengguna Google Classroom terhadap mahasiswa Universitas Halu Oleo menggunakan algoritma naïve bayes. Kuesioner online yang dirancang untuk menguji berbagai aspek kepuasan, termasuk kualitas sistem, penggunaan, responsivitas, fleksibilitas, informasi, dan kepuasan. Teknik klasifikasi naïve bayes ialah sebuah metode yang didasarkan pada teknik probabilitas dan teorema bayes. Kodingan dengan bahasa pemrograman Python, digunakan untuk implementasi, dengan memanfaatkan berbagai library dan modul penggunaan algoritma naïve bayes. Penelitian ini menggunakan 500 data responden mahasiswa, kemudian dibagi menjadi 400 data latih dan 100 data uji. Data pengujian yakni sebanyak 100 data latih diolah dan mendapatkan akurasi sebesar 89% dan mengklasifikasikan 88 pengguna puas dengan presisi 95%, recall 100%, dan f1-score 97% dan sebanyak 12 pengguna tidak puas diperoleh presisi 100%, recall 58%, dan f1-score 74%. Dari hasil penelitian ini, menunjukkan kinerja baik dalam mengklasifikasikan kepuasan pengguna.

Kata kunci: Google Classroom; Klasifikasi; Naïve Bayes; Pembelajaran Online; Tingkat Kepuasan

Abstract

Technological advances so far have had an impact on learning growth, especially after the Covid-19 pandemic. Online teaching using Google Classroom has emerged as one of the right choices for educational adaptation during the Covid-19 pandemic. This research aims to classify the level of satisfaction of Google Classroom users towards Halu Oleo University students using the naïve bayes algorithm. An online questionnaire designed to test various aspects of satisfaction, including system quality, use, responsiveness, curiosity, information, and satisfaction. The naïve bayes classification technique is a method based on probability techniques and Bayes' theorem. Coding using the Python programming language is used for implementation, utilizing various libraries and modules using the naïve bayes algorithm. This research used 500 student respondent data, then divided into 400 training data and 100 test data. Testing data, namely as many as 100 data were processed for testing and obtained an accuracy of 89% and classified 88 satisfied users with 95% precision, 100% recall, and f1-score 97% and 12 dissatisfied users obtained 100% precision, 58% recall, and f1-score 74%. From the results of this research, it shows good performance in classifying user satisfaction.

KeyWords: Google Classroom; Classification; Naïve Bayes; Online Learning; Satisfaction Levels

This is an Open Access article - copyright on authors, distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC BY SA) (<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

How to Cite: A.A. Ramadhani *et al.*, "JudulKlasifikasi Tingkat Kepuasan Pengguna Google Classroom dalam Pembelajaran Online Menggunakan Algoritma Naïve Bayes", *JIKO (JURNAL INFORMATIKA DAN KOMPUTER)*, Volume: 8, No.2, Pages 15–22, September 2024, doi: 10.26798/jiko.v8i2.xxx.

1. Pendahuluan

Salah satu bentuk perkembangan teknologi adalah meningkatnya proses belajar mengajar jarak jauh melalui pembelajaran online. Media internet, seperti aplikasi Google Classroom, mempunyai peranan penting dalam pembelajaran online sebagai dampak dari kemajuan teknologi yang semakin kompleks. Aplikasi Google Classroom dirancang untuk mendukung lingkup pendidikan dengan menyediakan solusi bagi mahasiswa untuk mengatasi hambatan pembelajaran, berbagi materi, dan menyelesaikan tugas tanpa harus hadir ke kelas langsung secara fisik[1]. Meskipun demikian, tingkat kepuasan tidak sepenuhnya dapat diukur karena masih terdapat beberapa kekurangan, seperti antarmuka yang kurang menarik, potensi kecurangan mahasiswa, keterlambatan notifikasi tugas, dan kendala penanganan file[2].

Pembelajaran secara online merupakan salah satu bentuk adaptasi pendidikan pasca pandemi Covid-19. Dalam pelaksanaannya, mahasiswa harus mempersiapkan perangkat dan akses internet yang masih harus dikelola secara independen[1]. Tentu saja tidak semua mahasiswa yang menggunakan Google Classroom merasa senang atau puas dengan fitur-fitur dalam aplikasi tersebut. Kendala seperti dalam memahami materi yang diajarkan atau situasi lingkungan yang kurang mendukung dapat menghambat konektivitas akses internet, merupakan aspek-aspek yang mempengaruhi kepuasan mahasiswa terhadap pendidikan online mereka. Dalam konteks pembelajaran, tingkat kepuasan dan pemahaman mahasiswa merupakan salah satu hal yang utama dan memiliki peran krusial dalam membentuk mahasiswa yang berkualitas, terutama dalam hal penerimaan materi dan efektivitas pembelajaran yang disampaikan. Evaluasi terhadap tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran online menjadi bagian integral dari upaya perguruan tinggi untuk meningkatkan kualitas pendidikan. Penelitian ini tidak hanya menyoroti tantangan dalam pembelajaran online, tetapi juga mencoba memberikan solusi dengan menggunakan teknik klasifikasi.

Dalam penelitian ini, penulis akan mengkategorikan kepuasan pengguna Google Classroom terhadap pembelajaran secara online. Algoritma naïve bayes adalah metode klasifikasi yang digunakan dan diimplementasikan melalui kodingan bahasa pemrograman Python, dengan memanfaatkan berbagai library dan modul yang mendukung penggunaan algoritma tersebut. Berdasarkan teknik probabilitas dan teorema bayes, algoritma naïve bayes menggunakan asumsi independen untuk menyederhanakan perhitungan[3]. Selain itu, algoritma ini mengasumsikan keberadaan atau tidaknya suatu fitur di satu kelas dengan fitur dari kelas lain[4].

Pengumpulan data penelitian dilakukan dengan memberikan kuesioner atau form online kepada mahasiswa Universitas Halu Oleo yang berada pada semester 1, semester 3, semester 5 dan semester 7. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat keakuratan dan terdapat 6 parameter yaitu Kualitas Sistem, Penggunaan, Responsivitas, Fleksibilitas, Informasi, dan Kepuasan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan pengguna Google Classroom dan menganalisis data kepuasan pada mahasiswa Universitas Halu Oleo. Sehingga dapat memberikan kontribusi pada pemahaman tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran online melalui Google Classroom dan mendukung pengembangan kebijakan pihak perguruan tinggi.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengimplementasikan beragam metode klasifikasi dalam situasi kehidupan sehari-hari. Dua algoritma yang sering digunakan adalah naïve bayes dan C.45. Dari kedua metode algoritma tersebut, temuan penelitian menunjukkan bahwa diantara kedua algoritma tersebut, algoritma naïve bayes mempunyai tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan algoritma C.45[5]. Penelitian sebelumnya algoritma naïve bayes yang dijadikan referensi dalam penelitian ini yaitu kepuasan terhadap pelayanan perguruan tinggi. Dengan data 231 mahasiswa dan 5 atribut, diperoleh hasil akurasi sebesar 96,24%, nilai presisi sebesar 93,14% dan recall sebesar 98,96%. Temuan penelitian tersebut menunjukkan nilai lebih dari 90%, tergolong dalam kategori good classification[6]. Selanjutnya penelitian masyarakat miskin di Kecamatan Tibawa Kab. Gorontalo. Kumpulan data penelitian dibagi menjadi 171 data latih dan 19 data uji diperoleh hasil akurasi yakni 73% dengan nilai presisi sebesar 92% dan nilai recall sebesar 86%. Hasil klasifikasi penelitiannya masuk dalam kategori good[7]. Penelitian lain dilakukan analisis sentimen kuliah daring berdasarkan angket mahasiswa. Proses klasifikasi dokumen pada analisis sentimen terbagi menjadi tiga kategori, yakni positif, negatif, dan netral. Tahap awal melibatkan pembagian dokumen kemudian menghasilkan tingkat akurasi yang signifikan, mencapai presisi 75%, recall 75%, dan hasil akurasi 80%[8].

Berdasarkan penjabaran diatas, penelitian ini menggunakan algoritma naïve bayes sebagai model klasifikasinya. Dengan menggunakan dataset pelatihan yang kecil untuk mengidentifikasi parameter yang diperlukan dalam proses klasifikasi[8], teknik ini memiliki keuntungan dalam menghasilkan model klasifikasi yang efektif dan sederhana[9]. Evaluasi kepuasan pengguna Google Classroom terhadap mahasiswa diharapkan dapat memberikan rekomendasi dan upaya peningkatan kualitas pendidikan[10].

2. Metode Penelitian

2.1 Rangka Kerja Penelitian

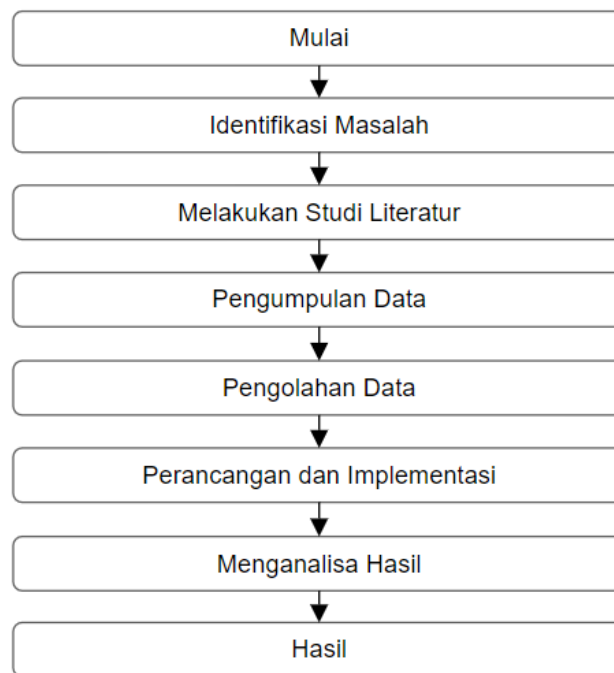


Figure 1. Rangka Kerja Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dengan beberapa langkah untuk melabelkan atau mengkategorikan kepuasan pengguna. Berikut adalah alur penelitian yang dilakukan:

1. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah dalam penelitian ini dimulai dengan menganalisis serta mengidentifikasi permasalahan yang akan menjadi fokus penelitian[12]. Pada fase ini, dilakukan identifikasi aspek-aspek yang mempengaruhi tingkat kepuasan pengguna Google Classroom. Analisis ini mencakup aspek-aspek seperti antarmuka pengguna, ketersediaan fitur, respons sistem, kemudahan akses, informasi, dan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Dengan mengidentifikasi masalah, dapat memberikan pemahaman mengenai faktor-faktor yang berperan dalam membentuk kepuasan pengguna terhadap platform pembelajaran online yakni Google Classroom. Tahapan ini penting untuk merumuskan pertanyaan kepada responden.

2. Melakukan Studi Literatur

Dalam fase studi literatur, penulis mengkaji informasi relevan dan landasan teoritis dari berbagai sumber, termasuk buku, jurnal, dan sumber lain yang mendukung penelitian. Literatur juga memberikan dasar untuk menyusun kerangka konseptual penelitian dengan merujuk pada temuan penelitian sebelumnya dan teori-teori terkait.

3. Pengumpulan Data

Pada fase ini, penulis membagikan angket online yaitu Google Form kepada mahasiswa Universitas Halu Oleo semester 1, semester 3, semester 5 dan semester 7 sebagai bagian dari prosedur pengumpulan data. Dari kuesioner yang dibagikan, penulis mengambil data sejumlah 500 responden. Selanjutnya mengumpulkan referensi dari berbagai karya sastra yang penting atau menunjang penelitian untuk kerangka teori yang digunakan dalam pembuatan laporan.

4. Pengolahan Data

Fase yang dilakukan setelah pengumpulan data disebut pengolahan data. Dari data yang terkumpul untuk memudahkan analisis data, digunakan Microsoft Excel untuk menyaring data yang tidak valid, menghilangkan data ganda, dan mentransformasi data sesuai dengan kebutuhan[13]. Data yang digunakan merupakan kumpulan hasil tanggapan dari survei yang terdiri dari 6 parameter, yakni Kualitas Sistem, Penggunaan, Responsivitas, Fleksibilitas, Informasi, dan Kepuasan.

5. Pengujian dan Implementasi

Tahap pengujian dan implementasi dalam penelitian merupakan langkah penting setelah proses pengolahan data. Dalam fase ini, dilakukan proses perhitungan dan penerapan model melalui kodingan. Bahasa pemrograman yang digunakan dalam kodingan adalah Python, dengan memanfaatkan berbagai library dan modul Algoritma naïve bayes. Tahapan ini melibatkan perancangan kodingan yang memuat langkah-langkah algoritma tersebut. Pengujian dilakukan untuk memberikan gambaran mengenai performa model.

6. Analisa Hasil Analisis dilakukan untuk menganalisa hasil kodingan Python dengan Algoritma naïve bayes dan melihat kinerja model klasifikasi. Metrik utama yang digunakan untuk mengukur performa model adalah akurasi, yang mencerminkan sejauh mana model dapat melakukan klasifikasi terhadap data uji.

2.2 Algoritma Naïve Bayes

Algoritma naïve bayes menghitung sekumpulan probabilitas sebagai bagian dari proses klasifikasi dasar Bayes yang menerapkan teorema Bayes[14], [15]. Landasannya adalah teorema Bayes, yang menjelaskan bagaimana evaluasi probabilitas suatu peristiwa bergantung pada pengetahuan sebelumnya tentang kondisi potensialnya. Metode ini sering digunakan klasifikasi data. Rumus untuk menghitung persamaan Teorema Bayes adalah diberikan berikut ini:

$$P(U|R) = \frac{P(R|U) \times P(U)}{P(R)} \quad (1)$$

Keterangan:

R : Data suatu kelas yang belum diketahui.

U : Hipotesis terkait data dari suatu kelas tertentu.

$P(U|R)$: Peluang hipotesis U, berdasarkan kejadian R (probabilitas posterior).

$P(R)$: Peluang munculnya kejadian R (probabilitas prior).

$P(U)$: Peluang keberadaan hipotesis U.

$P(R|U)$: Peluang munculnya hipotesis R jika nilai hipotesis U tetap.

2.3 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah suatu gambaran kompilasi dari hasil prediksi yang diperoleh selama proses klasifikasi[3].

Confusion matrix dilakukan untuk mengukur performa model *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Dalam penelitian ini akan diklasifikasikan menjadi 2 kelas yaitu kelas “puas” dan kelas “tidak puas”. Dibawah ini merupakan tabel *Confusion matrix*:

Table 1. Confusion Matrix

		Prediksi Kelas	
		Puas	Tidak Puas
Kelas Sebenarnya	Puas	TP	FN
	Tidak Puas	FP	TN

Keterangan: TP(*True Positive*) : Model memprediksi dengan benar kelas positif dan hasil kelas sebenarnya positif juga.

TN(*True Negative*) : Model memprediksi dengan benar kelas negatif dan hasil kelas sebenarnya negatif juga.

FP(*False Positive*) : Model memprediksi salah kelas positif dan seharusnya hasil kelas sebenarnya negatif.

FN(*False Negative*) : Model memprediksi salah kelas negatif dan seharusnya hasil kelas sebenarnya positif.

Dalam penelitian ini terdapat TP(True Positive) dan TF(True Negative) menunjukkan bahwa model mengklasifikasikan kategori dengan benar. Kemudian FN (False Negative) dan TN (True Negative) menunjukkan bahwa model mengklasifikasikan kategori dengan salah. Dengan merujuk 4(empat) kriteria pada Tabel 1, penilaian kinerja model dapat dihitung menggunakan rumus pada persamaan berikut ini[7]:

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{TP + TN + FN + FP} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (4)$$

$$F1_{score} = \frac{2 \times (Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)} \quad (5)$$

3. Hasil

3.1 Pemrosesan Data

Berdasarkan data yang diperoleh pada tahap pengolahan data, maka pemodelan yang digunakan yaitu teknik klasifikasi dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Tahapan pemrosesan data yakni sebagai berikut:

1. Memuat data set yang terdiri dari 500 data yang mencakup sejumlah informasi untuk digunakan sebagai input dalam melatih algoritma dan menguji keefektifan model naïve bayes. Data dalam dataset ini dilengkapi 6 atribut yakni Kualitas Sistem, Penggunaan, Responsivitas, Fleksibilitas, Informasi, dan Kepuasan dinilai dalam skala 0 sampai 3 yang mencerminkan penilaian tingkat kepuasan pengguna. Lalu terdapat kolom label yang berfungsi sebagai label klasifikasi “Puas” dan “Tidak Puas”. Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian dengan perbandingan 80%:20%. Data tersebut adalah data training yang terdiri dari 400 data dan data testing terdiri dari 100 data akan digunakan untuk menguji performa model klasifikasi yang telah dilatih.

Testing Data:

	Kualitas Sistem	Penggunaan	Responsivitas	Fleksibilitas	Informasi	Kepuasan	\	Label
57	2	2	2	2	2	2	57	0
70	0	2	2	0	1	2	70	0
364	2	3	3	3	2	2	364	0
108	2	2	3	3	2	3	108	1
318	0	0	0	0	0	0	318	0
..
215	0	0	0	0	0	0	215	0
132	1	2	3	0	0	3	132	1
290	2	2	3	3	2	2	290	0
443	3	3	2	2	2	2	443	0
124	2	0	2	0	2	0	124	0

[100 rows x 7 columns]

Figure 2. Data Testing

2. Membuat model naïve bayes dengan fungsi GaussianNB() untuk mengklasifikasikan data testing berdasarkan penilaian terhadap atribut-atribut yang ada.

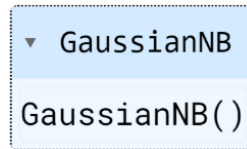


Figure 3. Model Naïve Bayes

Gaussian Naïve Bayes, yang diimplementasikan melalui fungsi `GaussianNB()`, adalah model naïve bayes yang digunakan dalam fase ini. Variasi yang berguna dari model naïve bayes untuk klasifikasi data adalah Gaussian Naïve Bayes.

3. Pemanfaatan model untuk menghasilkan prediksi. Setiap baris *data testing* akan diinputkan ke dalam model dan akan dihitung probabilitasnya untuk setiap kategori kelas, hasilnya disajikan dalam bentuk angka dimana nilai 0 mewakili kelas 'Puas' dan nilai 1 mewakili kelas 'Tidak Puas'. ('Puas': 0, 'Tidak Puas': 1)

3.2 Evaluasi Model

Evaluasi model adalah proses untuk mengukur kinerja model yang telah dikembangkan menggunakan data uji. Beberapa metrik yang digunakan untuk mengukur keakuratan dan efektivitas model yaitu akurasi, presisi, recall, f1-score, dan matriks kebingungan (confusion matrix). Dari hasil penelitian, diperoleh hasil akurasi klasifikasi pada set pengujian adalah 0.95, yang mengindikasikan bahwa model naïve bayes mampu membuat prediksi dengan tepat sekitar 95% dari seluruh dataset dalam data testing. Akurasi adalah ukuran umum yang menggambarkan sejauh mana model dapat memberikan prediksi yang benar.

1. Evaluasi Matriks

Table 2. Hasil Confusion Matriks

TP	TN	FP	FN
88	7	0	5

Berdasarkan tabel hasil Confusion Matrix diatas menunjukkan bahwa:

- (a) TP (True Positive): Total 88 data diprediksi dengan benar sebagai "Puas".
- (b) TN (True Negative): Total 7 data diprediksi dengan benar sebagai "Tidak Puas".
- (c) FP (False Positive): Total 0 atau tidak ada data "Tidak Puas" yang salah diprediksi sebagai "Puas".
- (d) FN (False Negative): Total 5 data yang diprediksi sebagai "Tidak Puas", yang seharusnya "Puas"

2. Hasil Klasifikasi

Table 3. Hasil Klasifikasi

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0 (Puas)	0.95	1.00	0.97	88
1 (Tidak Puas)	1.00	0.58	0.74	12
Accuracy			0.95	100
Macro Avg	0.97	0.79	0.85	100
Weighted Avg	0.95	0.95	0.94	100

- (a) Precision: Mengukur sejauh mana model prediksi kasus positif dengan benar. Pada penelitian ini presisi sebesar 0.95 menunjukkan 95% kelas "Puas" terprediksi benar. Kemudian presisi sebesar 1.00 menunjukkan 100% kelas "Tidak Puas" terprediksi benar. 12 prediksi "Tidak Puas", semuanya akurat.
- (b) Recall: Menilai kemampuan model untuk mendeteksi setiap kejadian positif yang sebenarnya. Recall sebesar 1.00 menunjukkan bahwa 100% mengidentifikasi seluruh 88 kasus 'Puas' yang sebenarnya. Dan recall

sebesar 0.58 menunjukkan bahwa model hanya dapat mengidentifikasi 58% dari total 12 kasus “Tidak Puas”.

- (c) F1-Score: Memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model. F1-Score untuk kategori “Puas” adalah 0.97 atau 97%, sedangkan F1-Score untuk kategori “Tidak Puas” adalah 0.74 atau 74%.
- (d) Support: Menunjukkan jumlah data yang termasuk dalam setiap kelas pada data testing. Jumlah kelas yang diklasifikasikan “Puas” adalah 88 data dan jumlah kelas yang diklasifikasikan “Tidak Puas” adalah 12 data.
- (e) Macro Avg: Memberikan nilai rata-rata dari masing-masing metrik tanpa memperhitungkan ketidakseimbangan kelas. Dengan precision 0.97, recall 0.79, dan f1-score 0.85, sebagai gambaran umum tentang kinerja model.
- (f) Weighted Avg: Memberikan nilai rata-rata yang memperhitungkan distribusi kelas. Dengan precision weighted avg sebesar 0.95, recall weighted avg sebesar 0.95, dan f1-score weighted avg sebesar 0.94, gambaran kinerja model dengan mempertimbangkan seberapa besar setiap kelas berkontribusi terhadap keseluruhan dataset.

4. Pembahasan

Studi ini menunjukkan akurasi sebesar 95% dan memberikan gambaran tentang betapa akuratnya prediksi yang dapat diberikan oleh model naïve bayes. Confusion Matrix menciptakan model yang secara akurat memprediksi 88 (True Positive) untuk kelas “Puas” dan 7 (True Negative) untuk kelas “Tidak Puas”. Dari akurasi 95%, kekurangannya 5% dipengaruhi oleh kasus FN (False Negative) mengidentifikasi beberapa sampel yang seharusnya diprediksi sebagai “Puas” namun diprediksi sebagai “Tidak Puas”. Rendahnya recall sebesar 58% pada kelas 1 (Tidak Puas) menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas yang rendah dalam memprediksi kasus ketidakpuasan pengguna. Hasil akurasi, presisi, recall, dan skor f1 untuk setiap kelas memberikan pemahaman lebih detail tentang kinerja model. Kelas puas memberikan hasil yang baik tetapi kelas “Tidak Puas” menimbulkan tantangan.

Dalam membandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil ini konsisten dengan literatur yang menunjukkan kecenderungan model naïve bayes dalam memberikan hasil yang baik pada kategori mayoritas yaitu kelas “Puas” dan kurang optimal dalam menghadapi ketidakseimbangan kelas. Keterbatasan penelitian ini terletak pada kemampuan model dalam mendeteksi kelas ketidakpuasan pengguna, yang memerlukan perhatian lebih lanjut dalam pengembangan model. Temuan ketidakseimbangan performa model antara kategori “Puas” dan “Tidak Puas”, mengindikasikan bahwa penyesuaian parameter dapat dijabarkan untuk meningkatkan kinerja pada kategori “Tidak Puas”. Dalam konteks ini, penelitian mendukung hipotesis bahwa model naïve bayes dapat menjadi alat yang efektif, tetapi perlu ditingkatkan untuk menghadapi tantangan ketidakseimbangan kelas dan meningkatkan sensitivitas dalam mendeteksi kasus ketidakpuasan pelanggan. Studi ini memiliki dampak signifikan dalam konteks pemahaman kepuasan pengguna, dan penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggabungan model atau teknik lanjutan untuk meningkatkan performa klasifikasi.

5. Simpulan

Berdasarkan perhitungan data kepuasan pengguna Google Classroom menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma naïve bayes, hasilnya dikelompokkan menjadi 2 kelas, yakni “Puas” dan “Tidak Puas”. Diperoleh tingkat akurasi sebesar 95%, model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan kelas kepuasan pengguna (“Puas”) dengan precision 95%, recall 100%, dan f1-score 97% yang tinggi. Kemudian, untuk kelas kepuasan pengguna (“Tidak Puas”), diperoleh precision 100%, recall 58%, dan f1-score 74%. Jadi, dari hasil penelitian ini diperoleh bahwa teknik klasifikasi menggunakan algoritma naïve bayes merupakan suatu yang relevan dalam mengklasifikasikan tingkat kepuasan pengguna Google Classroom pada mahasiswa Universitas Halu Oleo. Untuk penelitian selanjutnya, penulis menyarankan untuk menambah atau memodifikasi fitur-fitur yang relevan untuk meningkatkan kemampuan model dalam pengklasifikasian kelas tidak puas sehingga meningkatkan kinerjanya pada data pengujian.

Ucapan Terima kasih

Puji syukur kepada Allah SWT berkat limpahan rahmat dan hidayahnya, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan. Kemudian, penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberi saran dan membantu selama proses penelitian ini hingga selesai

Pustaka

- [1] S. W. N. G. Rahim Damanik A, "Prediksi tingkat kepuasan dalam pembelajaran daring menggunakan algoritma naïve bayes," *Jurnal Sistim Informasi dan Teknologi*, vol. 3, no. 3, pp. 88–94, Aug. 2021.
- [2] F. Nadya Arieni, E. Irawan, and D. Suhendro, "Analisis tingkat kepuasan pengguna google classroom dalam pembelajaran online menggunakan algoritma naïve bayes," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer (JUISIK)*, vol. 2, no. 2, pp. 39–50, 2022.
- [3] I. Amillina and A. Qoiriah, "Penerapan algoritma naïve bayes dalam klasifikasi tingkat kepuasan siswa terhadap pembelajaran daring," *JIFTI-Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*, vol. 3, no. 2, pp. 16–23, 2021.
- [4] Salmiati, "Klasifikasi sikap murid selama masa pandemi covid-19 menggunakan metode naïve bayes," *Literacy: Jurnal Ilmiah Sosial*, vol. 3, no. 2, pp. 119–137, 2021.
- [5] F. Fatmawati and N. Narti, "Perbandingan algoritma c4.5 dan naïve bayes dalam klasifikasi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 4, no. 1, pp. 1–12, May 2022.
- [6] M. Siddik, R. Noratama Putri, and Y. Desnelita, "Klasifikasi kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan perguruan tinggi menggunakan algoritma naïve bayes," *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 3, no. 2, pp. 162–166, 2020.
- [7] H. Annur, "Klasifikasi masyarakat miskin menggunakan metode naïve bayes," *ILKOM-Jurnal Ilmiah*, vol. 10, no. 2, pp. 160–165, 2018.
- [8] Y. I. Kurniawan, "Perbandingan algoritma naïve bayes dan c.45 dalam klasifikasi data mining," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 4, pp. 455–464, Oct. 2018.
- [9] D. Sepri, "Penerapan algoritma naïve bayes untuk analisis kepuasan penggunaan aplikasi bank," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 2, no. 1, pp. 135–139, 2020, accessed: Jan. 15, 2024. [Online]. Available: <http://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josyc/article/view/581>.
- [10] N. N. Aminatuzzuhriyyah, "Klasifikasi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran secara daring menggunakan algoritma naïve bayes," *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 61–67, 2021.