

KLASIFIKASI TINGKAT KEPUASAN MAHASISWA DALAM PENGGUNAAN APLIKASI EDIT VIDEO DIPLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES

Pristika Rizki, Mochamad Ari Saptari, Veri Ilhadi

Sistem Informasi, Universitas Malikussaleh

Cot Tengku Nie Reuleut, Muara Batu, Aceh Utara, Provinsi Aceh, Indonesia

veri@unimal.ac.id

ABSTRAK

Perkembangan aplikasi edit video berbasis mobile telah memberikan kemudahan bagi mahasiswa dalam menghasilkan konten video yang menarik tanpa memerlukan perangkat profesional. Namun demikian, tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi edit video perlu dianalisis secara sistematis untuk mengetahui kualitas layanan dan pengalaman pengguna yang dirasakan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap aplikasi edit video di Playstore, yaitu CapCut, InShot, KineMaster, Adobe Premiere Rush, dan PowerDirector, menggunakan metode Naive Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat kepuasan mahasiswa tergolong sangat tinggi, dengan persentase kepuasan CapCut sebesar 97%, InShot 95%, KineMaster 93%, Adobe Premiere Rush 91%, dan PowerDirector 94%. Meskipun demikian, masih terdapat ketidakpuasan pada beberapa aplikasi yang disebabkan oleh performa aplikasi, keterbatasan fitur gratis, serta biaya berlangganan. Evaluasi kinerja metode Naive Bayes menunjukkan bahwa sebagian besar hasil klasifikasi berada pada kategori yang tepat, meskipun masih ditemukan dua kesalahan klasifikasi. Secara keseluruhan, metode ini menghasilkan akurasi sebesar 90%, dengan nilai presisi, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 92,86%, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Naive Bayes efektif dan andal dalam mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap aplikasi edit video.

Kata kunci : Naive Bayes, Kepuasan Mahasiswa, Aplikasi Edit Video, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Editing video merupakan suatu proses penyeleksian, penambahan efek, warna, suara, dan elemen lainnya yang bertujuan menghasilkan video yang menarik. Perkembangan teknologi yang semakin pesat telah memudahkan mahasiswa dan masyarakat umum dalam melakukan pengeditan video secara mandiri melalui perangkat mobile maupun desktop [1]. Saat ini, aplikasi edit video semakin populer di kalangan mahasiswa dengan hadirnya berbagai platform seperti CapCut, InShot, KineMaster, Adobe Premiere Rush, dan PowerDirector. Kehadiran aplikasi-aplikasi tersebut telah mendemokratisasi proses pembuatan konten serta membuka peluang yang lebih luas bagi kreator konten amatir untuk bersaing di ranah digital.

Namun demikian, meskipun tingkat penggunaan aplikasi edit video terus meningkat, tidak semua pengguna merasakan kepuasan yang optimal dalam penggunaannya. Berbagai permasalahan masih sering dikeluhkan oleh pengguna, antara lain keterbatasan fitur gratis karena adanya fitur premium berbayar, performa aplikasi yang kurang stabil atau lambat pada perangkat tertentu, serta kemunculan iklan yang mengganggu kenyamanan pengguna. Kondisi ini menimbulkan permasalahan utama, yaitu belum diketahuinya secara jelas tingkat kepuasan mahasiswa terhadap aplikasi edit video yang digunakan, serta faktor-faktor apa saja yang paling memengaruhi kepuasan atau ketidakpuasan tersebut.

Penilaian tingkat kepuasan pengguna menjadi hal yang penting karena dapat digunakan sebagai dasar evaluasi kualitas layanan aplikasi serta sebagai bahan

pertimbangan dalam pengembangan dan perbaikan fitur di masa mendatang. Untuk memperoleh gambaran tingkat kepuasan pengguna secara objektif dan terstruktur, diperlukan suatu metode klasifikasi yang mampu mengolah data tanggapan pengguna secara efektif. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode Naive Bayes. Metode Naive Bayes merupakan metode klasifikasi statistik yang mampu memprediksi probabilitas suatu data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan perhitungan probabilitas, serta banyak digunakan dalam penyelesaian kasus Supervised Learning [2].

Dalam penelitian ini, metode Naive Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan jawaban berbentuk teks dari kuesioner mahasiswa ke dalam kategori kepuasan, seperti puas dan tidak puas. Proses klasifikasi dilakukan dengan menganalisis kata-kata yang muncul dalam jawaban responden sehingga dapat diidentifikasi pola-pola tertentu yang merepresentasikan pengalaman pengguna terhadap aplikasi edit video. Hasil klasifikasi tersebut diharapkan dapat memberikan insight mengenai aspek-aspek aplikasi yang perlu dipertahankan maupun ditingkatkan. Hal ini sejalan dengan konsep kepuasan pengguna yang didefinisikan sebagai tingkat perasaan seseorang setelah membandingkan kinerja atau hasil yang dirasakan dengan harapan dan persepsinya [3].

Penelitian sebelumnya dengan judul “Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes” menunjukkan bahwa metode Naive Bayes mampu menghasilkan akurasi yang cukup baik, yaitu sebesar 85%, dengan

distribusi sentimen positif sebesar 65%, negatif 20%, dan netral 15%. Ulasan positif didominasi oleh penilaian terhadap kelengkapan fitur dan kemudahan penggunaan, sedangkan ulasan negatif umumnya berkaitan dengan watermark dan bug aplikasi. Nilai precision sebesar 82%, recall 74%, dan F1-score 78% menunjukkan bahwa metode ini cukup efektif dalam melakukan klasifikasi sentimen pengguna [4].

Berdasarkan uraian tersebut, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa dalam penggunaan aplikasi edit video berdasarkan data kuesioner menggunakan metode Naive Bayes, serta mengetahui tingkat akurasi metode tersebut dalam mengolah data kepuasan pengguna. Adapun rencana penyelesaian masalah dalam penelitian ini meliputi pengumpulan data kuesioner dari mahasiswa pengguna aplikasi edit video, proses preprocessing data teks, penerapan metode Naive Bayes untuk proses klasifikasi, serta evaluasi hasil klasifikasi menggunakan metrik pengujian yang sesuai. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai tingkat kepuasan mahasiswa serta menjadi referensi bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi edit video.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Klasifikasi

Klasifikasi ialah salah satu topik utama dalam data mining ataupun machine learning. Klasifikasi merupakan sesuatu pengelompokan data dimana setiap potongan informasi memiliki label atau kelas target. Dengan demikian pembelajaran terawasi atau supervised learning adalah dua kategori algoritma yang digunakan untuk mengatasi kesulitan klasifikasi. Suatu pendekatan untuk memastikan bahwa keanggotaan kelompok didasarkan pada data yang sudah ada adalah klasifikasi. Ide mendasar di balik klasifikasi adalah bahwa data tertentu akan memiliki klasifikasi serupa jika mereka memiliki struktur data yang serupa [5].

2.2. Kepuasan

Kepuasan sebagai tingkat perasaan seseorang setelah membandingkan kinerja atau hasil yang dirasakannya dengan harapannya. Tingkat kepuasan merupakan fungsi dari perbedaan antara kinerja yang dirasakan dengan harapan. Apabila kinerja dibawah harapan, maka pelanggan akan sangat kecewa. Bila kinerja sesuai harapan, maka pelanggan akan sangat puas. Sedangkan bila kinerja melebihi harapan pelanggan akan sangat puas harapan pelanggan dapat dibentuk oleh pengalaman masa lampau, komentar dari kerabatnya serta janji dan informasi dari berbagai media [6].

2.3. Aplikasi

Aplikasi biasanya diciptakan untuk mempermudah manusia dalam mengerjakan suatu tugas didalam sebuah komputer, seperti untuk

mengolah data maupun untuk keperluan editing. Dijaman yang serba canggih ini peran aplikasi dalam kehidupan sehari-hari dapat kita jumpai dalam berbagai bidang, misal untuk keperluan bisnis, pendidikan maupun untuk hiburan. Aplikasi Aplikasi berasal dari kata application yaitu bentuk benda dari kata kerja to apply yang dalam bahasa Indonesia berarti pengolah. Software aplikasi program yang menentukan aktivitas pemrosesan informasi yang dibutuhkan untuk menyelesaikan tugas-tugas khusus pemakai computer [7][8].

2.4. Rancangan Survei

Untuk mengumpulkan data terkait kepuasan mahasiswa dalam menggunakan aplikasi edit video, penelitian ini akan menggunakan metode survei. Survei dirancang dengan tujuan untuk memperoleh informasi langsung dari pengguna (responden) mengenai pengalaman, kebutuhan, serta faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan atau ketidakpuasan mereka. Penelitian survei merupakan penelitian dengan mengumpulkan informasi dari suatu sampel dengan menayakannya melalui angket atau wawancara untuk menggambarkan berbagai aspek dalam suatu populasi [9].

2.5. Editing Video

Editing video merupakan proses menggabungkan beberapa teks, gambar, audio, video serta file pendukung lainnya menjadi satu untuk menghasilkan sebuah informasi dengan tujuan tertentu. Video editing merupakan suatu proses penSeleksian, penambahan judul, variasi, transisi, effect, lagu, sound effect, narasi, merubah tampilan warna, menu khusus untuk bentuk kepingan baik itu format DVD maupun Blue Ray dari video mentah menjadi video yang mempunyai tampilan dan format video seperti yang kita inginkan [10].

2.6. Playstore

Google Play Store merupakan platform untuk konten digital, yang mengizinkan pengguna smartphone android pada mengunduh aplikasi dan produk digital lainnya, seperti Google Play Store adalah salah satu platform aplikasi android terbesar dan terpopuler. Google Play Store menyediakan mekanisme bagi pengguna aplikasi android untuk menilai aplikasi dan memberikan umpan balik dari ulasan pengguna. Ulasan pengguna sering kali menyertakan informasi penting seperti laporan bug dan permintaan fitur yang dapat digunakan pengembang untuk meningkatkan dan memelihara aplikasi mereka game, film, e-book, dan sebagainya, dari yang berbayar hingga yang gratis [11].

2.7. User Interface

User interface menjadi media interaksi antara manusia dan komputer melalui perangkat lunak komputer yang memainkan peran penting dalam kegunaan sistem. User interface (UI) berfokus pada

mengantisipasi apa yang mungkin dilakukan oleh pengguna dan memastikan bahwa interface memiliki elemen yang mudah diakses untuk dipahami dan digunakan mereka untuk memfasilitasi tindakan tersebut [12].

2.8. Penelitian Kuantitatif

Penelitian kuantitatif adalah suatu bentuk penelitian yang menggunakan pengumpulan data numerik dan teknik analitik untuk menguji hipotesis, menarik kesimpulan, dan memahami hubungan antar variabel yang diteliti. Menurut sumber ilmiah, penelitian kuantitatif umumnya dianggap sebagai metodologi ilmiah yang tidak memihak dan sistematis untuk mengumpulkan data yang dapat diukur, melakukan analisis statistik, dan menarik kesimpulan dari analisis data yang dihasilkan [13].

2.9. Slovin

Rumus Slovin dalam pengukuran dengan nilai pengukuran batas kesalahan yang dapat di toleransi, kemudian menghasilkan beberapa responden yang akan dijadikan sebagai sampel [14].

$$n = \frac{N}{1 + (Ne^2)} \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan:

n : sampel / jumlah responden

N : ukuran populasi

e : tingkat toleransi batas kesalahan.

2.10. Naive Bayes

Naive bayes classifier yaitu suatu algoritma klasifikasi yang bekerja berdasarkan probabilitas yang kondisional, algoritma ini memprediksi probabilitas yang ada pada setiap kelas di dataset. Metode ini pertama kali diperkenalkan pertama kali diperkenalkan oleh ilmuwan Inggris bernama Thomas Bayes[15]. Rumus algoritma naive bayes classifier dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$P(x) = \frac{P(C)P(c)}{P(x)} \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan :

X : Data dengan kelas yang tidak diketahui..

C : Hipotesis data yang merupakan kategori spesifik.

P(C|X) : Probabilitas hipotesis C.

P(c) : Probabilitas hipotesis C (probabilitas prior).

P(x|c): Probabilitas yang didasarkan pada kondisi.

P(x) : Probabilitas c.

Pada tahap ini juga akan dilakukan penghitungan terhadap akurasi, precision, recall dan F1-score. Adapun persamaan dari akurasi, precision, recall dan F1-score adalah sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \dots \dots \dots (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100 \dots \dots \dots (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \dots \dots \dots (4)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100 \dots \dots \dots (5)$$

2.11. Penelitian Terdahulu

Adapun penelitian terdahulu yang akan digunakan sebagai sumber acuan yang relevan dan terkini yaitu :

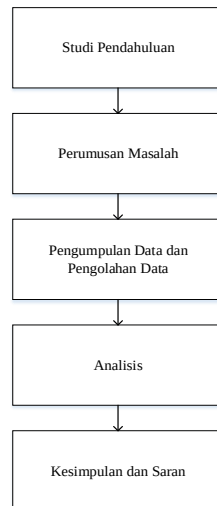
Naive Bayes merupakan metode klasifikasi sederhana. Metode ini memanfaatkan *teorema* probabilitas yaitu mencari peluang terbaik, dengan memprediksi probabilitas di masa depan berdasarkan informasi di masa sebelumnya. Tujuan utama dalam penulisan skripsi ini adalah mengkaji penerapan metode *Naive Bayes* untuk menentukan email spam dan email ham. Hasil pengujian aplikasi terhadap 5 email yang terdiri dari 2 email spam dan 3 email ham [16].

Selama ini para maha anak belum dapat memprediksi nantinya apakah mereka akan lulus tepat ataupun terlambat, hal ini dapat mempengaruhi faktor akreditasi dari perguruan tinggi tersebut yang dapat menyebabkan beberapa kerugian baik dari maha anak ataupun dari pihak perguruan tinggi. Untuk memprediksi kelulusan maha anak tersebut menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Pemilihan algoritma ini *Naive Bayes* dapat digunakan untuk melakukan prediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. Dengan adanya prediksi kelulusan diharapkan mampu membantu memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa. Fitur – fitur yang digunakan dalam prediksi kelulusan maha anak yaitu Jenis Kelamin, Status Pernikahan, Status Pekerjaan, dan IPS1,IPS2,IPS3,IPS4.Prediksi kelulusan menggunakan data alumni yang sudah lulus. Berdasarkan perhitungan akurasi *Naive Bayes* menggunakan *k-fold cross validation* dengan hasil perhitungan rata-rata k=5 adalah sebesar 95%, dan perhitungan rata-rata k=10 sebesar 94% Berdasarkan hasil tersebut maka algoritma *Naive Bayes* bisa digunakan untuk prediksi kelulusan maha anak[17]

Hampir semua kegiatan usaha di perbankan sekarang membutuhkan sistem informasi. Sistem informasi dapat membantu perusahaan di dunia perbankan untuk mengetahui performa dalam prediksi kelayakan kredit usaha mikro berjalan secara maksimal dan efisien. Untuk terhubung dengan internet, perusahaan harus terintegrasi dengan salah satu layanan sistem informasi dengan dijalankan pada *software* sistem, yang disediakan sesuai dengan kebutuhan dunia perbankan dengan klasifikasi data *mining* dapat dilakukan menggunakan algoritma *Naive Bayes* akan hasil pengetahuan yang dapat mudah dipahami dan mudah dimengerti. Namun, apabila penggunaan sistem informasi dalam prestasi kredit usaha mikro berjalan semakin banyak maka akan terjadi tidak akuratan dalam sebuah kredit usaha maka dari nasabah akan tidak percaya pada kinerja para kredit usaha mikro berjalan [18]

3. METODE PENELITIAN

Klasifikasi diolah untuk menyusun rekomendasi yang relevan guna meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna. Klasifikasi kepuasan pengguna adalah proses evaluasi yang dilakukan untuk mengukur sejauh mana pengguna merasa puas atau tidak puas terhadap suatu produk, layanan, atau aplikasi [19]. Tahapan ini disusun secara sistematis untuk memastikan hasil penelitian yang akurat dan bermanfaat. Adapun tahapan ya dapat dijelaskan sebagai berikut :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Masing – masing langkah penelitian diuraikan secara rinci sebagai berikut :

a. Studi Pendahuluan

Pada tahap ini dilakukan studi literature dan studi lapangan. Studi literature dilakukan untuk mengkaji dan mengetahui secara teoritis metode yang dipakai dalam metode pemecahan masalah yaitu menggunakan metode *Naive Bayes* [20].

b. Perumusan Masalah

Pada tahap selanjutnya dilakukan perumusan masalah yang terjadi pada objek penelitian sekaligus merumuskan tujuan penelitian.

c. Pengumpulan Data dan Pengolahan Data

Pada tahap ini teknik yang digunakan untuk menentukan sampel dan dihitung menggunakan Rumus *Slovin*. Populasi responden pengguna pada berjumlah 150 mahasiswa, maka sampel yang ambil sebagai penelitian jika menggunakan rumus *Slovin* dengan tingkat kepercayaan 94,23%, dan tingkat *error* 5,77% adalah:

$$N = 150 \text{ orang (jumlah populasi/responden)}$$

$$e^2 = (5,77\%)/100 = 0,0577$$

$$e^2 = 0,0577 (0,0577 \times 0,0577 = 0,003329)$$

$$n = \frac{150}{1 + (150 \times 0,0577^2)}$$

$$n = (150 \times 0,003329) + 1$$

$$n = 1 + 0,4994 = 1,4994$$

$$n = \frac{150}{1,4994}$$

$$n = 100,04 \text{ dibulatkan } \underline{100} \text{ responden.}$$

d. Analisis

Pada tahap ini dilakukan analisa dan peringkat hasil pembahasan masalah dengan metode *Naives Bayes* fokus untuk mengevaluasi ulasan yang diberikan oleh mahasiswa. Setiap tahapan akan dibahas secara maksimal sesuai langkah – langkah yang terdapat pada metode..

e. Kesimpulan

Pada tahap ini, peneliti melakukan penyimpulan terhadap hasil penelitian yang telah dilakukan berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan metode. Kesimpulan ini berupa pernyataan yang diambil dari perhitungan yang dihasilkan dengan metode penelitian.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Aplikasi-aplikasi seperti *CapCut*, *InShot*, *KineMaster*, *Adobe Premiere Rush*, dan *PowerDirector*. Kedua jenis data ini menjadi dasar dalam proses klasifikasi menggunakan metode *Naive Bayes*, sehingga hasil yang diperoleh dapat mencerminkan kondisi nyata yang dialami oleh pengguna dalam konteks aplikasi edit video di kalangan mahasiswa.

4.1. Aplikasi Editing Video

Adapun data atribut yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 1. Aplikasi Editing Video

No	Aplikasi
1	<i>CapCut</i>
2	<i>InShot</i>
3	<i>KineMaster</i>
4	<i>Adobe Premiere Rush</i>
5	<i>PowerDirector</i>

4.2. Atribut

Adapun data atribut yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut [21][22][23].

Tabel 2. Atribut

No	Atribut	Keterangan
1	Kemudahan Penggunaan	Seberapa mudah aplikasi digunakan oleh pengguna.
2	Kelengkapan Fitur	Kelengkapan fitur yang disediakan (efek, transisi, pengeditan, dll).
3	Kecepatan Aplikasi	Seberapa cepat aplikasi merespons dan memproses pengeditan.
4	Stabilitas Aplikasi	Seberapa stabil aplikasi (apakah sering <i>crash</i> atau <i>error</i>).
5	Tampilan Antarmuka	Desain dan <i>user-friendliness</i> antarmuka aplikasi.
6	Kompatibilitas	Kemampuan aplikasi berjalan di berbagai perangkat dan sistem operasi.
7	Respon Terhadap Pengguna	Kualitas layanan dukungan pelanggan.

No	Atribut	Keterangan
8	Harga	Apakah harga aplikasi (jika berbayar) sesuai dengan nilai yang diberikan.
9	Iklan dan Interupsi	Seberapa mengganggu iklan atau interupsi dalam aplikasi.

4.3. Labeling Data

Adapun kelas yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 3. Labeling Data (Kelas)

No	Kelas
1	Puas
2	Tidak Puas

4.4. Data Nilai Aplikasi CapCut

Adapun data nilai aplikasi *capCut* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 4. Nilai Aplikasi CapCut

R	Average	Kelas
1	4.000	Puas
2	3.519	Puas
3	3.519	Puas
4	3.000	Puas
5	3.000	Puas
6	3.815	Puas
7	3.074	Puas
8	2.593	Puas
9	2.852	Puas
..	...	...
100	2.148	Puas

4.5. Data Nilai Aplikasi InShot

Adapun data nilai aplikasi *inshot* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 5. Nilai Aplikasi InShot

R	Average	Kelas
1	4.000	Puas
2	3.519	Puas
3	3.593	Puas
4	3.630	Puas
5	3.000	Puas
6	3.778	Puas
7	3.000	Puas
8	2.556	Puas
..	...	...
100	2.111	Puas

4.6. Data Nilai Aplikasi KineMaster

Adapun data nilai aplikasi *kinemaster* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 6. Nilai Aplikasi KineMaster

R	Average	Kelas
1	4.000	Puas
2	1.889	Tidak Puas
3	3.593	Puas

R	Average	Kelas
4	3.815	Puas
5	3.000	Puas
6	4.000	Puas
7	3.037	Puas
8	2.148	Puas
9	2.778	Puas
..	...	...
100	1.852	Tidak Puas

4.7. Data Nilai Aplikasi Adobe Premiere Rush

Adapun data nilai aplikasi *adobe premiere rush* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 7. Nilai Aplikasi Adobe Premiere Rush

R	Average	Kelas
1	4.000	Puas
2	2.519	Puas
3	3.000	Puas
4	3.741	Puas
5	3.000	Puas
6	3.519	Puas
7	3.370	Puas
8	2.037	Puas
9	2.741	Puas
..	...	...
100	2.000	Tidak Puas

4.8. Data Nilai Aplikasi PowerDirector

Adapun data nilai aplikasi *powerdirector* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dijelaskan pada table berikut.

Tabel 8. Nilai Aplikasi PowerDirector

R	Average	Kelas
1	4.000	Puas
2	2.222	Puas
3	3.593	Puas
4	3.778	Puas
5	3.000	Puas
6	3.741	Puas
7	2.926	Puas
8	2.074	Puas
9	3.000	Puas
..	...	...
100	2.000	Tidak Puas

4.9. Perhitungan Metode Naive Bayes

Pada tahap ini dilakukan proses perhitungan menggunakan metode *Naive Bayes* untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa dalam penggunaan aplikasi edit video di *Playstore*. Adapun langkah-langkah perhitungan *Naive Bayes* dapat dijelaskan sebagai berikut.

a. Hitung Jumlah Dan Probabilitas Prior.

Hitung jumlah setiap kelas yang digunakan, adapun jumlah setiap kelas dapat dilihat pada contoh perhitungan dibawah ini.

- Puas

$$P_1 = \frac{95}{100} = 0,950$$

- Tidak Puas

$$P_2 = \frac{5}{100} = 0,050$$

Sehingga untuk hasil keseluruhannya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 9. Probabilitas Kelas

Kelas	Jumlah	Probabilitas
Puas	95	0,950
Tidak Puas	5	0,050

- b. Hitung Probabilitas Training.

Hitung jumlah setiap probabilitas pada data training yang digunakan, adapun jumlah setiap probabilitas dapat dilihat pada perhitungan dibawah ini.

Kemudahan Penggunaan

- Puas

$$P_{1.1} = \frac{1}{95} = 0,011$$

$$P_{1.2} = \frac{11}{95} = 0,116$$

$$P_{1.3} = \frac{38}{95} = 0,400$$

$$P_{1.4} = \frac{45}{95} = 0,474$$

- Tidak Puas

$$P_{2.1} = \frac{2}{5} = 0,400$$

$$P_{2.2} = \frac{3}{5} = 0,600$$

$$P_{2.3} = \frac{0}{5} = 0,000$$

$$P_{2.4} = \frac{0}{5} = 0,000$$

Sehingga untuk hasil keseluruhannya dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 10. Probabilitas Kemudahan Pengguna

Kemudahan Pengguna	Kelas		Probabilitas	
	Puas	Tidak Puas	Puas	Tidak Puas
1	1	2	0.011	0.400
2	11	3	0.116	0.600
3	38	0	0.400	0.000
4	45	0	0.474	0.000

- c. Hitung Nilai Probabilitas Data Testing.

Sampel dibawah ini, sampel yang digunakan untuk pengujian data, Adapun untuk datanya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 11. Data Uji (Testing)

APK	Average	Kelas
A1.101	3.185	Puas
A1.102	2.593	Puas
A1.103	2.852	Puas
A1.104	4.000	Puas
A2.101	3.111	Puas
A2.102	2.593	Puas
A2.103	2.963	Puas
A2.104	4.000	Puas
A3.101	3.296	Puas
A3.102	2.444	Puas
A3.103	3.000	Puas
A3.104	4.000	Puas
A4.101	1.889	Tidak Puas
A4.102	1.852	Tidak Puas

APK	Average	Kelas
A4.103	1.852	Tidak Puas
A4.104	1.889	Tidak Puas
A5.101	2.037	Puas
A5.102	1.778	Tidak Puas
A5.103	1.926	Tidak Puas
A5.104	2.222	Puas

Hitung setiap probabilitas data testing yang dapat dijelaskan pada tabel berikut :

Tabel 12. Probabilitas Data Uji (Testing)

Atribut	Nilai	Kelas		Probabilitas	
A1	2.67	11	3	0.116	0.600
A2	3.67	39	0	0.411	0.000
A3	3.00	38	0	0.400	0.000
A4	3.33	44	0	0.463	0.000
A5	3.67	47	1	0.495	0.200
A6	3.00	41	0	0.432	0.000
A7	3.33	42	0	0.442	0.000
A8	3.00	26	0	0.274	0.000
A9	3.00	26	0	0.274	0.000

Kalikan semua probabilitas pada data uji, contoh perhitungan ya dapat dijelaskan dibawah ini :

$$\begin{aligned} P_{puas} &= 0,116 \times \dots 0,274 \times 0,274 \\ &= 0,00006 \\ P_{tidakpuas} &= 0,600 \times \dots 0,000 \times 0,000 \\ &= 0,00000 \end{aligned}$$

- d. Menghitung Probabilitas Akhir.

Hitung semua probabilitas akhir dengan cara kalikan semua hasil probabilitas setiap kelas yang dijelaskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} P_{puas} &= 0,950 \times 0,00006 \\ &= 0,000059 \\ P_{tidakpuas} &= 0,050 \times 0,00000 \\ &= 0,000000 \end{aligned}$$

Sehingga untuk hasil keseluruhannya dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 13. Probabilitas Akhir

Kelas	$P(D K)$	$P(K D)$	Probabilitas
Puas	0,950	0,000059	0,000059
Tidak Puas	0,050	0,000000	0,000000

- e. Menghitung Nilai Akhir.

Normalisasikan setiap nilai probabilitas, kemudian dibagi dengan nilai probabilitas itu sendiri sehingga untuk hasil yang didapat dapat dilihat pada perhitungan berikut.

$$\begin{aligned} C_1 &= \frac{0,000059}{0,000059+0,000000} = 1,000000 \\ C_2 &= \frac{0,000000}{0,000059+0,000000} = 0,000000 \end{aligned}$$

Sehingga untuk hasil keseluruhannya dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 14. Probabilitas Nilai Akhir

Kelas	Probabilitas	Normalisasi
Puas	0,000059	1,000000
Tidak Puas	0,000000	0,000000

Maka hasil dari perhitungan menggunakan metode *naïve bayes* berdasarkan nilai tertinggi yaitu sebesar 0,000059 “Puas” dengan nilai normalisasi sebesar 1,000000. Sehingga pada data yang diuji masuk kedalam kategori “Puas”.

Tabel 15. Hasil Akhir Naive Bayes

#	Kelas Actual	Kelas Forecast	Error
APK1	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
APK2	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
APK3	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
	Puas	Puas	TP
APK4	Tidak Puas	Tidak Puas	TN
	Tidak Puas	Tidak Puas	TN
	Tidak Puas	Puas	FP
	Tidak Puas	Tidak Puas	TN
APK1	Puas	Tidak Puas	FN
	Tidak Puas	Tidak Puas	TN
	Tidak Puas	Tidak Puas	TN
	Puas	Puas	TP

f. Menghitung Nilai Akurasi

Tahap selanjutnya melakukan hitung akurasi kelas actual dengan kelas *forecast*[24], yang dapat dijelaskan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{13+5}{13+5+1+1} \times 100 = 90\%$$

$$Precision = \frac{13}{13+1} \times 100 = 92.86\%$$

$$Recall = \frac{13}{13+1} \times 100 = 92.86\%$$

$$F1 = 2 \times \frac{0.9286 \times 0.9286}{0.9286 + 0.9286} \times 100 = 92.86\%$$

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja metode *Naive Bayes* terhadap 20 data pengujian yang melibatkan lima aplikasi pengolah video, diperoleh bahwa seluruh prediksi berada dalam kategori *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan seluruh kelas “Puas” maupun “Tidak Puas” secara tepat tanpa menghasilkan kesalahan prediksi. Nilai akurasi 90%, sedangkan presisi, dan *recall* masing-masing mencapai 92.86%, yang mengindikasikan bahwa model tidak hanya akurat dalam keseluruhan proses klasifikasi, tetapi juga konsisten dalam mengenali kelas positif dan negatif. Dengan demikian, nilai *F1-score* juga mencapai 92.86%, menegaskan bahwa keseimbangan antara presisi dan sensitivitas berada pada tingkat sempurna.

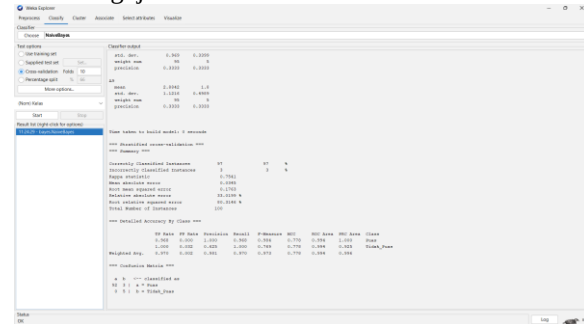
4.10. Pengujian WEKA

Pengujian dengan menggunakan WEKA merupakan tahapan penting untuk menilai sejauh mana model klasifikasi mampu bekerja secara optimal

berdasarkan data yang telah disiapkan. Pada proses ini, dataset dimasukkan ke dalam lingkungan WEKA untuk dianalisis menggunakan algoritma yang dipilih, kemudian dilakukan proses pelatihan dan pengujian melalui berbagai metode evaluasi seperti *cross-validation*, *percentage split*, atau *full training*. Adapun hasil pengujian WEKA dapat dijelaskan pada gambar berikut.

4.11. Aplikasi CapCut

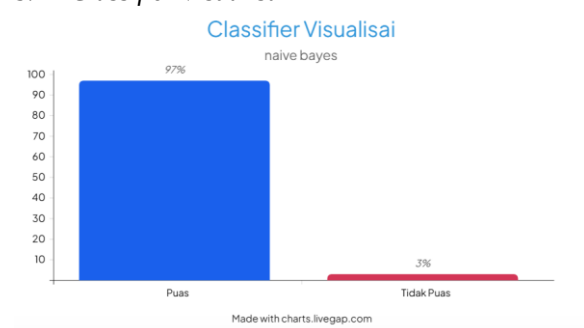
a. Pengujian Data Latih



Gambar 2. Pengujian Data Latih Capcut

Hasil pengujian menggunakan WEKA menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* memberikan performa klasifikasi yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 97% dari total 100 data yang diuji melalui metode *10-fold cross-validation*.

b. Classifier Visualisasi

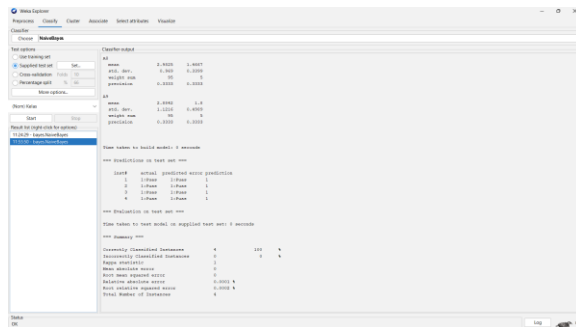


Gambar 3. Visualisasi Grafik Capcut

Berdasarkan visualisasi grafik yang ditampilkan, model *Naive Bayes* telah mencapai performa klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi sebesar 97%. Dari keseluruhan data yang diuji, 97% berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya 3% yang mengalami kesalahan klasifikasi.

c. Pengujian Data Uji

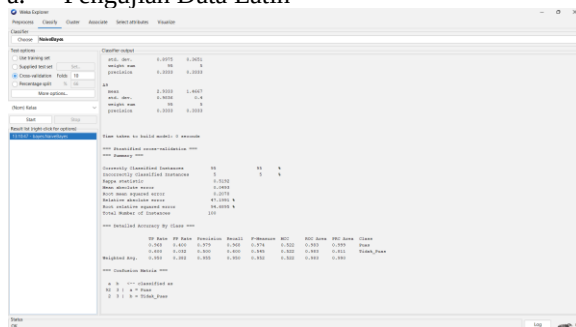
Hasil pengujian lanjutan dengan *re-evaluation* pada data uji menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. Dari 4 data uji yang diberikan, seluruhnya memiliki kelas actual “Puas” dan berhasil diprediksi dengan benar sehingga menghasilkan akurasi 100%.



Gambar 4. Pengujian Data Uji Capcut

4.12. Aplikasi InShot

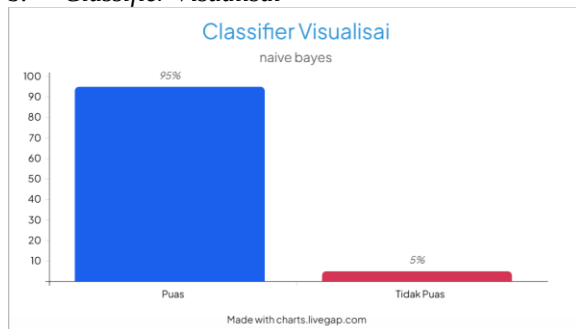
a. Pengujian Data Latih



Gambar 5. Pengujian Data Latih InShot

Hasil pengujian menggunakan WEKA menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* memberikan performa klasifikasi yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 95% dari total 100 data yang diuji melalui metode *10-fold cross-validation*.

b. Classifier Visualisasi



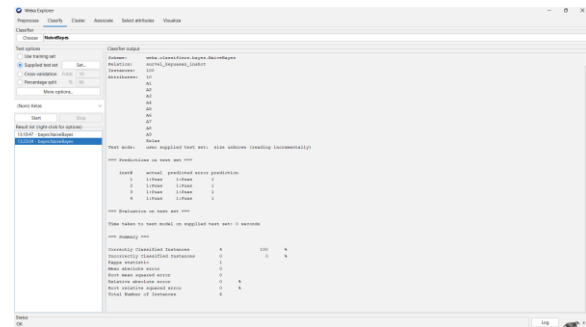
Gambar 6. Visualisasi Grafik InShot

Berdasarkan visualisasi grafik yang ditampilkan, model *Naive Bayes* telah mencapai performa klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi sebesar 95%. Dari keseluruhan data yang diuji, 95% berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya 5% yang mengalami kesalahan klasifikasi.

c. Pengujian Data Uji

Hasil pengujian lanjutan dengan *re-evaluation* pada data uji menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. Dari 4 data uji yang diberikan, seluruhnya memiliki

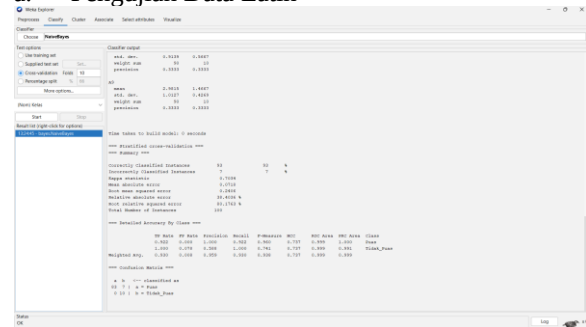
kelas aktual "Puas" dan berhasil diprediksi dengan benar sehingga menghasilkan akurasi 100%.



Gambar 7. Pengujian Data Uji InShot

4.13. Aplikasi KineMaster

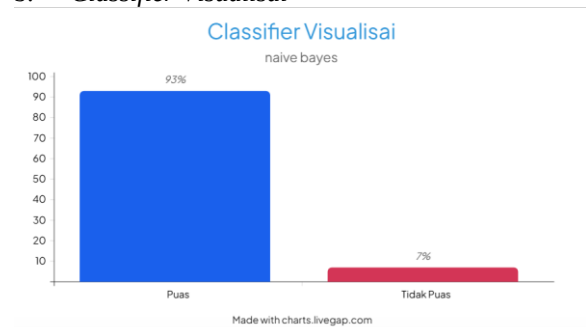
a. Pengujian Data Latih



Gambar 8. Pengujian Data Latih KineMaster

Hasil pengujian menggunakan WEKA menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* memberikan performa klasifikasi yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 93% dari total 100 data yang diuji melalui metode *10-fold cross-validation*.

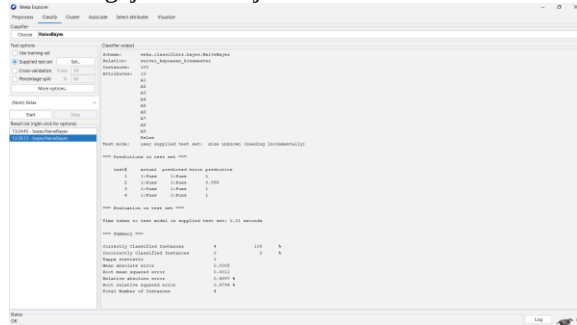
b. Classifier Visualisasi



Gambar 9. Visualisasi Grafik KineMaster

Berdasarkan visualisasi grafik yang ditampilkan, model *Naive Bayes* telah mencapai performa klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi sebesar 93%. Dari keseluruhan data yang diuji, 93% berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya 7% yang mengalami kesalahan klasifikasi.

c. Pengujian Data Uji

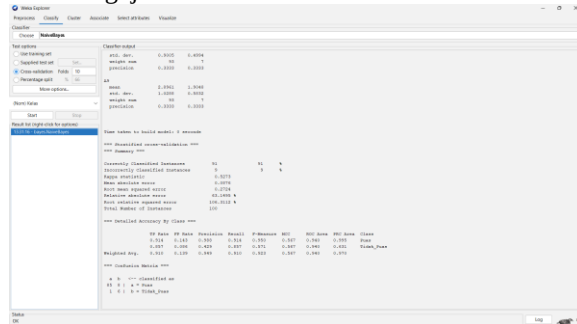


Gambar 10. Pengujian Data Uji KineMaster

Hasil pengujian lanjutan dengan *re-evaluation* pada data uji menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. Dari 4 data uji yang diberikan, seluruhnya memiliki kelas aktual “Puas” dan berhasil diprediksi dengan benar sehingga menghasilkan akurasi 100%.

4.14. Aplikasi Adobe Premiere Rush

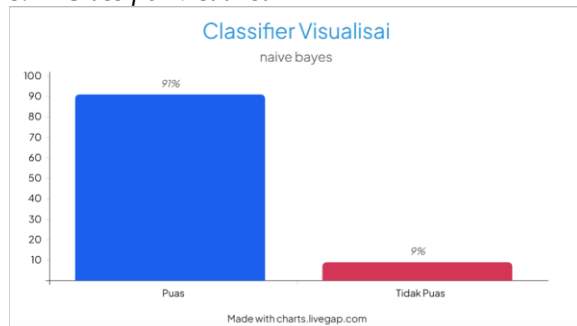
a. Pengujian Data Latih



Gambar 11. Pengujian Data Latih Adobe Premiere Rush

Hasil pengujian menggunakan WEKA menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* memberikan performa klasifikasi yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 91% dari total 100 data yang diuji melalui metode *10-fold cross-validation*.

b. Classifier Visualisasi

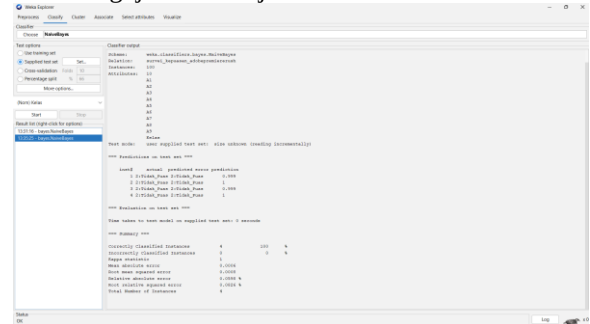


Gambar 12. Visualisasi Grafik Adobe Premiere Rush

Berdasarkan visualisasi grafik yang ditampilkan, model *Naive Bayes* telah mencapai performa klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi sebesar 91%. Dari keseluruhan data yang diuji, 91% berhasil

diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya 9% yang mengalami kesalahan klasifikasi.

c. Pengujian Data Uji

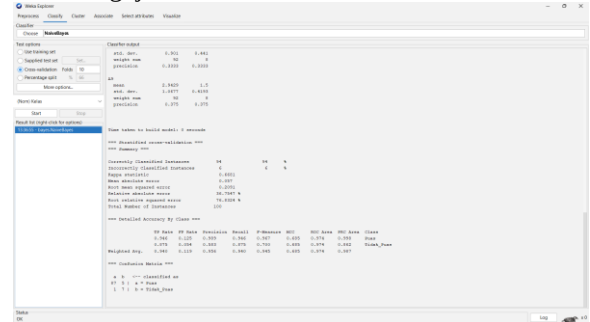


Gambar 13. Pengujian Data Uji Adobe Premiere Rush

Hasil pengujian lanjutan dengan *re-evaluation* pada data uji menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. Dari 4 data uji yang diberikan, seluruhnya memiliki kelas aktual “Tidak Puas” dan berhasil diprediksi dengan benar sehingga menghasilkan akurasi 100%.

4.15. Aplikasi PowerDirector

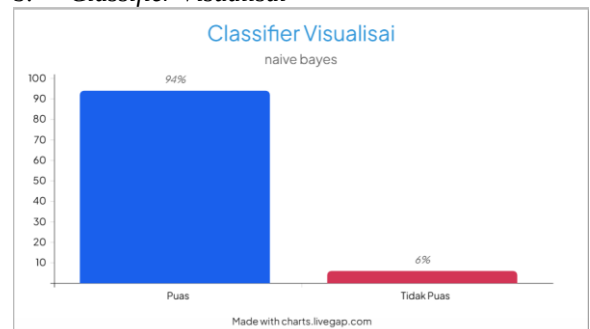
a. Pengujian Data Latih



Gambar 14. Pengujian Data Latih PowerDirector

Hasil pengujian menggunakan WEKA menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* memberikan performa klasifikasi yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 94% dari total 100 data yang diuji melalui metode *10-fold cross-validation*.

b. Classifier Visualisasi

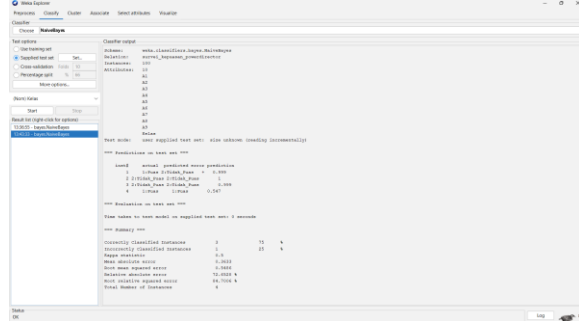


Gambar 15. Visualisasi Grafik PowerDirector

Berdasarkan visualisasi grafik yang ditampilkan, model *Naive Bayes* telah mencapai performa

klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi sebesar 94%. Dari keseluruhan data yang diuji, 94% berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya 6% yang mengalami kesalahan klasifikasi.

c. Pengujian Data Uji



Gambar 16. Pengujian Data Uji *PowerDirector*

Hasil pengujian lanjutan dengan *re-evaluation* pada data uji menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. Dari 4 data uji yang diberikan, seluruhnya memiliki kelas aktual 2 “Puas”, dan 2 “Tidak Puas”. Dari 4 data uji hanya 3 data uji yang di prediksi benar dan 1 data yang di prediksi salah, sehingga menghasilkan akurasi 75%, dan terdapat kesalahan sebesar 25%.

4.16. Hasil Pengujian

a. Aplikasi *CapCut*

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa tingkat kepuasan mahasiswa terhadap *CapCut* mencapai 97% puas dan 3% tidak puas. Faktor-faktor utama yang menyebabkan mahasiswa merasa puas meliputi kemudahan penggunaan, kelengkapan fitur, tampilan antarmuka, serta kecepatan dan stabilitas aplikasi yang dinilai baik pada berbagai jenis perangkat. Adapun ketidakpuasan sebesar 3% terutama dipengaruhi oleh faktor iklan dan interupsi serta keterbatasan beberapa fitur premium yang hanya dapat diakses melalui versi berbayar.

b. Aplikasi *InShot*

InShot memperoleh tingkat kepuasan sebesar 95% puas dan 5% tidak puas. Kepuasan mahasiswa didominasi oleh faktor kemudahan penggunaan, tampilan antarmuka yang sederhana, serta respon terhadap pengguna yang relatif baik. Sementara itu, ketidakpuasan 5% muncul akibat faktor kelengkapan fitur yang dirasa kurang lengkap dibandingkan aplikasi lain, serta adanya iklan yang mengganggu proses pengeditan.

c. Aplikasi *KineMaster*

KineMaster menunjukkan tingkat kepuasan sebesar 93% puas dan 7% tidak puas. Faktor yang paling memengaruhi kepuasan mahasiswa adalah kelengkapan fitur, kompatibilitas dengan berbagai format video, serta kecepatan aplikasi dalam proses editing. Adapun faktor ketidakpuasan 7% disebabkan oleh harga/langganan yang relatif

mahal, keterbatasan fitur pada versi gratis, serta iklan dan *watermark* yang dianggap mengganggu.

d. Aplikasi *Adobe Premiere Rush*

Adobe Premiere Rush memperoleh tingkat kepuasan sebesar 91% puas dan 9% tidak puas. Mahasiswa merasa puas terutama pada faktor kelengkapan fitur profesional, kompatibilitas lintas perangkat, serta tampilan antarmuka yang dinilai modern. Namun, ketidakpuasan sebesar 9% muncul akibat faktor kecepatan aplikasi yang cenderung lambat, stabilitas aplikasi pada perangkat spesifikasi rendah, serta harga berlangganan yang dianggap kurang terjangkau bagi mahasiswa.

e. Aplikasi *PowerDirector*

PowerDirector memiliki tingkat kepuasan sebesar 94% puas dan 6% tidak puas. Faktor kepuasan terbesar berasal dari kelengkapan fitur, kemudahan penggunaan, serta kecepatan aplikasi dalam melakukan rendering video. Adapun faktor ketidakpuasan 6% terutama disebabkan oleh iklan dan interupsi, keterbatasan fitur pada versi gratis, serta masalah pada stabilitas aplikasi ketika digunakan untuk mengedit video berdurasi panjang.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis menggunakan algoritma *Naive Bayes*, mayoritas mahasiswa menyatakan kepuasan tinggi terhadap aplikasi edit video yang digunakan, dengan tingkat kepuasan tertinggi pada *CapCut* (97%), *InShot* (95%), dan *PowerDirector* (94%). Hasil ini merekomendasikan ketiga aplikasi tersebut sebagai pilihan terbaik. Meski demikian, masih ada ketidakpuasan yang perlu diperhatikan, terutama pada *Adobe Premiere Rush* (9%) karena kecepatan dan stabilitas di perangkat rendah, serta *KineMaster* (7%) akibat biaya berlangganan dan keterbatasan versi gratis. Evaluasi kinerja model menunjukkan akurasi sebesar 90% dengan hanya dua kesalahan klasifikasi, yang mengindikasikan bahwa *Naive Bayes* dapat diandalkan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa. Oleh karena itu, model ini layak digunakan sebagai dasar evaluasi dan pengembangan aplikasi edit video di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fitri, F. (2025). Register Editing Video di Aplikasi *InShot*: Kajian Sociolinguistik. *Suara Bahasa*, 3(01), 42-52.
- [2] Simanjuntak, A. Y., & Anita, A. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier* untuk Data Kenaikan Pangkat Dinas Ketenagakerjaan Kota Medan. *Journal of Science and Social Research*, 5(1), 85-91.
- [3] Trinoto, A. A., & Zamakhsari, A. (2021). Analisis kepuasan pelanggan terhadap aplikasi pelayanan pelanggan dengan metode CSI dan

- servqual. *J. Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Tekonologi*, 5(3), 342-347.
- [4] Kevin, K., Enjeli, M., & Wijaya, A. (2024). Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Ilmiah Computer Science*, 2(2), 89-98.
- [5] Huriah, D. A., & Nuris, N. D. (2023). Klasifikasi penerima bantuan sosial umkm menggunakan algoritma naive bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7 (1), 360–365.
- [6] Setiono, B. A., & Melinda, N. (2022). Pengaruh Kualitas Pelayanan Sistem Inapornet Terhadap Kepuasan Pengguna Jasa. *Jurnal Aplikasi Pelayanan Dan Kepelabuhanan*, 13(1), 42-53.
- [7] Prahasti, P., Sapri, S., & Utami, F. H. (2022). Aplikasi Pelayanan Antrian Pasien Menggunakan Metode FCFS Menggunakan PHP dan MySQL. *Jurnal Media Infotama*, 18(1), 153-160.
- [8] Sari, I. P., Siska, S. T., & Budiman, A. (2021). Perancangan Aplikasi Pelayanan Gangguan Tv Kabel Berbasis Web Dan Sms Gateway. *Jurnal Pustaka AI (Pusat Akses Kajian Teknologi Artificial Intelligence)*, 1(1), 20-28.
- [9] Maidiana, M. (2021). Penelitian survey. *ALACRITY: Journal of Education*, 20-29.
- [10] Aminuddin, F. (2020). Pelatihan Videografi Dan Editing Video Sebagai Sarana Pengembangan Media Informasi Bkbbn Provinsi Jambi: Information Media; Videography; Video Editing; Training; Wondershare Filmora. *FORTECH (Journal of Information Technology)*, 4(2), 46-52.
- [11] Ramadhan, G. R., & Sugianto, C. A. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 9849-9857.
- [12] Izzuddin, M. G., & Ilahiyyah, I. (2022). Pengaruh User Interface, Brand Image, dan Digital Literacy terhadap Minat Penggunaan Bank Digital. *Jurnal Maksipreneur: Manajemen, Koperasi, Dan Entrepreneurship*, 12(1), 144-163.
- [13] Susanto, P. C., Arini, D. U., Yuntina, L., Soehaditama, J. P., & Nuraeni, N. (2024). Konsep Penelitian Kuantitatif: Populasi, Sampel, dan Analisis Data (Sebuah Tinjauan Pustaka). *Jurnal Ilmu Multidisplin*, 3(1), 1-12.
- [14] Purba, A., & Sihotang, J. I. (2023). Analisa Pengukuran Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi Daytrans Dengan Kerangka Kerja Pieces Framework. *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, 7(2), 187-198.
- [15] Wulandari, F., Haerani, E., Fikry, M., & Budianita, E. (2023). Analisis sentimen larangan penggunaan obat sirup menggunakan algoritma naive bayes classifier. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 4(1), 88-96.
- [16] Wibisono, A. D., Rizkiono, S. D., & Wantoro, A. (2020). Filtering Spam Email Menggunakan Metode Naive Bayes. *Telefortech: Journal Of Teleomatics And Information Technology*, 1(1), 9-17.
- [17] Cahyo, A. D. (2023). Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Masa Studi Sarjana. *Jurnal Teknologi Pintar*, 3(4).
- [18] Retnosari, R., Nusa, S., & Jakarta, M. (2021). Analisa kelayakan kredit usaha mikro berjalan pada perbankan dengan metode naive bayes. *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset Dan Observasi Sistem Komputer*, 8(1), 53-59.
- [19] Rahman, A., Ilhadi, V., & Yurni, I. (2024). Analisis Evaluasi Kelayakan Kepuasan Siswa dalam Materi Pembelajaran dengan Model K-Nearest Neighbor. *Jurnal Tika*, 9(1), 68-92.
- [20] Ula, M., Maulana, R., & Ilhadi, V. (2023). Penerapan KNN Penentuan Pelanggan Baru PDAM dan Clustering K-Means Berdasarkan Wilayah. *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer (J-ICOM)*, 4(1), 01-06.
- [21] Ihsan, R., Wijayanto, A., & Hidayat, I. N. (2023). Manajemen Produksi Konten YouTube Danang Giri Sadewa. *Jurnal Audiens*, 4(2), 331-340.
- [22] Gandara, G., Sumarwan, U., & Hannan, S. (2021). Karakteristik Pengguna dan Aplikasi pada Tingkat Penggunaan (Stickiness) Aplikasi Video Pendek XYZ. *Jurnal Aplikasi Bisnis dan Manajemen (JABM)*, 7(1), 75-75.
- [23] Mahmudah, D., & Hernikawati, D. (2024). Pengaruh Pelatihan Video Content Creator Terhadap Kompetensi Peserta Pelatihan Di Wilayah Kerja Bpsdmp Kominfo Jakarta. *Jurnal Studi Komunikasi dan Media*, 28(1), 77-88.
- [24] Widiawati, F., Kurniawan, R., & Suprpti, T. (2023). Klasifikasi data tingkat kualitas udara di Tangerang Selatan menggunakan algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3739-3745.