

## SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI CAPCUT TERHADAP PERFORMA RENDER VIDEO DENGAN METODE NAIVE BAYES

Mohamad Arif<sup>1</sup>, Wulandari<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Teknologi Komputer, Politeknik Prasetiya Mandiri  
<sup>1</sup>Jl. Binamarga No.19, RT.06/RW.08, Baranangsiang, Kec. Bogor Timur,  
Kota Bogor, Jawa Barat 16143.

<sup>2</sup>Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur  
<sup>2</sup>Ciledug Raya, RT.10/RW.2, Petukangan Utara, Kec. Pesanggrahan,  
Kota Jakarta Selatan, Daerah Khusus Ibukota Jakarta 12260

<sup>1</sup>arif.dosen@prasetyamandiri.ac.id, <sup>2</sup>wulandari@budiluhur.ac.id

**Abstrak:** Performa render video di CapCut adalah salah satu hal yang sering direview oleh pengguna, karena terdapat banyak ulasan yang berkaitan dengan proses render yang lambat, gagal, atau hasil yang tidak sesuai. Tujuan dalam penelitian ini adalah mengetahui persepsi pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi CapCut terutama performa render dengan menganalisis sentimen review pengguna di Play Store. Data yang didapat sebanyak 3.000 dengan teknik scraping menggunakan Python dan google colab, data kemudian di filter menjadi 585 ulasan yang relevan dengan topik performa render video. Data yang didapatkan melalui proses preprocessing, sentimen labeling, pembobotan TF-IDF, dan hasilnya diklasifikasikan menggunakan metode Naive Bayes. Hasil akhir penelitian ini menunjukkan bahwa mayoritas data berada di kelas netral dengan 431 review, 105 review berdasarkan sentimen positif, dan 49 review berdasarkan sentimen negatif. Selanjutnya, model berhasil mendapatkan akurasi sebesar 73,5%, dengan performa terbaik pada sentimen netral (precision 0,74 dan recall 1,00), sementara prediksi pada kelas positif dan negatif masih lemah. Penelitian ini menunjukkan bahwa pengguna lebih banyak memberikan ulasan informatif dibandingkan penilaian emosional, namun keluhan yang muncul tetap menggambarkan adanya masalah performa render yang perlu diperbaiki. Harapan peneliti adalah penelitian ini dapat menjadi referensi bagi pengembang untuk meningkatkan stabilitas dan kecepatan proses render pada aplikasi CapCut.

**Kata Kunci :** analisis sentimen, CapCut, render video, Naive Bayes, TF-IDF.

**Abstract:** Video rendering performance in CapCut is one of the things that is frequently reviewed by users, because there are many reviews related to slow rendering processes, failures, or inappropriate results. This study aims to determine user perceptions of rendering performance by analyzing user review sentiments on the Google Play Store. Data obtained as many as 3,000 using scraping techniques using Python and Google Colab, the data was then filtered into 585 reviews relevant to the topic of video rendering performance. The data obtained went through preprocessing, sentiment labeling, TF-IDF weighting, and the results were classified using the Naive Bayes method. The results of this study indicate that the majority of the data is in the neutral class with 431 reviews, 105 reviews based on positive sentiment, and 49 reviews based on negative sentiment. Furthermore, the model managed to achieve an accuracy of 73.5%, with the best performance in neutral sentiment (precision 0.74 and recall 1.00), while predictions in the positive and negative classes were still weak. These findings indicate that users provide more informative reviews than emotional assessments, but complaints still indicate rendering performance issues that need to be fixed. This research

*is expected to be a reference for developers to improve the stability and speed of the rendering process in the CapCut application.*

**Keywords:** *sentiment analysis, CapCut, video rendering, Naive Bayes, TF-IDF.*

## PENDAHULUAN

Perkembangan aplikasi mobile untuk pengeditan video semakin pesat seiring meningkatnya kebutuhan masyarakat akan konten visual yang cepat, menarik, dan mudah dibuat. Salah satu aplikasi yang banyak digunakan adalah CapCut, sebuah aplikasi pengeditan video [1] yang di download di Play Store dengan perangkat berbasis mobile tidak hanya di platform android CapCut menyediakan fitur pengeditan video melalui browser, perangkat iOS dan berbagai device terhubung lainnya[2]. Fleksibilitas ini membuat CapCut dapat diakses oleh berbagai kalangan pengguna tanpa batasan perangkat.

CapCut menjadi populer karena antarmuka yang mudah dipahami serta fitur pengeditan yang lengkap, mulai dari pemotongan video, penambahan efek, hingga penggunaan template otomatis. Popularitas tersebut tercermin dari jumlah unduhan dan ulasan yang terus meningkat. Hingga November 2025, aplikasi ini telah menerima lebih dari 12,2 juta ulasan dari pengguna Android, menunjukkan tingkat kepercayaan yang tinggi terhadap CapCut sebagai alat bantu pengeditan video[3] yang praktis dan andal. Ulasan pengguna di Play Store sangat mempengaruhi pengguna aplikasi dalam menentukan kualitas dari aplikasi yang ingin di download. Namun, jumlah ulasan yang sangat besar membuat proses analisis secara manual menjadi sulit dilakukan. Di sisi lain, banyak pengguna juga menyampaikan keluhan mengenai performa aplikasi, terutama pada proses rendering video. Beberapa masalah yang sering dikeluhkan antara lain proses render yang lambat, aplikasi menutup sendiri, serta hasil video yang tidak sesuai ekspektasi.

Untuk mengetahui tanggapan pengguna terhadap performa aplikasi CapCut, diperlukan analisis sentimen terhadap ulasan yang tersedia. Analisis sentimen merupakan teknik yang ada pada *Natural Language Processing* atau biasa disebut NLP yang dimanfaatkan untuk menilai opini atau pendapat dalam teks. Metode dalam penelitian ini Adalah algoritma klasifikasi Naive Bayes.

## KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

### KAJIAN PUSTAKA

Pemanfaatan ulasan pengguna di aplikasi Play Store semakin banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen karena dianggap mampu menggambarkan pengalaman dan penilaian pengguna secara langsung terhadap aplikasi mobile. Ulasan-ulasan ini berisi opini yang beragam, mulai dari penilaian fitur, performa aplikasi, hingga keluhan teknis, sehingga menjadi sumber data yang menggambarkan persepsi pengguna secara objektif.

Salah satu penelitian yang memanfaatkan ulasan dari Play Store adalah studi yang dilakukan oleh Ningsih (2024)[4], yang menganalisis sentimen pada aplikasi penyedia layanan seluler seperti MyTelkomsel, MyIM3, dan MyXL. Dalam penelitian ini melihat perbedaan kinerja antara algoritma Naive Bayes dengan SVM untuk melihat sejauh mana kedua model mampu mengklasifikasi opini pengguna. Hasilnya menunjukkan bahwa Naive Bayes mampu mencapai tingkat akurasi antara 72% hingga 80%, sehingga tetap relevan digunakan untuk analisis teks berskala besar.

Penelitian lain oleh Kurniawan (2025)[5] juga memperkuat efektivitas Naive Bayes sebagai algoritma klasifikasi sentimen. Ia menggunakan ulasan aplikasi e-commerce

Blibli sebagai objek penelitian dan menggabungkan model Naive Bayes dengan teknik SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Hasilnya memperlihatkan bahwa pendekatan ini mampu meningkatkan ketepatan klasifikasi sentimen positif dan negatif secara signifikan.

Penelitian lain dilakukan oleh Kurniawan (2025)[6] yaitu melakukan terhadap aplikasi Getcontact. Dalam studi tersebut, Naive Bayes digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen pengguna, dan hasilnya menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan bernada negatif, terutama terkait isu privasi dan kualitas layanan. Temuan ini menunjukkan bahwa Naive Bayes cukup andal dalam menangkap pola opini pengguna, bahkan pada aplikasi yang memiliki isu sensitif.

Prabowo (2025)[7] turut menambahkan kontribusi dengan melakukan analisis sentimen pada ulasan aplikasi PLN Mobile. Penelitian ini memanfaatkan beberapa algoritma, termasuk Naive Bayes, untuk mengetahui persepsi pengguna terhadap kualitas pelayanan dan fitur-fitur yang disediakan. Hasilnya memperlihatkan variasi sentimen yang dapat dijadikan dasar evaluasi pengembangan aplikasi.

## LANDASAN TEORI

### Aplikasi CapCut

Bytedance telah mengembangkan Aplikasi yang digunakan untuk pengeditan video di playstore yang dapat di untuh secara gratis. CapCut mendukung fitur-fitur pengeditan dasar cut, trim, merge, penambahan filter, efek, transisi, teks, musik, dan ekspor video dengan berbagai resolusi hingga banyak digunakan oleh para pengguna content creator untuk pembuatan konten media sosial[8].

### Analisis Sentimen

Sentiment analysis adalah salah satu cabang dari text mining dan NLP, dimana proses analisisnya yaitu memahami dan menilai pendapat seseorang dalam sebuah teks, baik itu berupa komentar, ulasan, maupun pernyataan. Analisis sentimen adalah mengelompokkan teks tersebut ke

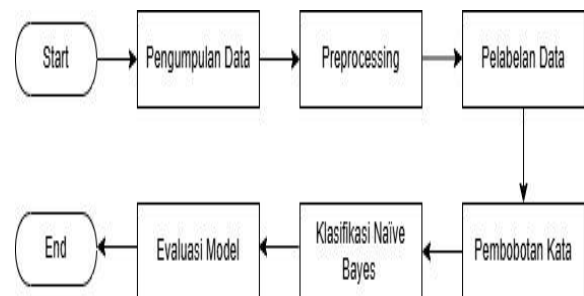
dalam kategori positif, negatif, atau netral berdasarkan isi dan maknanya[9].

### Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilitas yang mendasarkan model bekerja mengikuti Teorema Bayes dan berasumsi bahwa masing-masing fitur. Contohnya kata yang tinggal dalam teks bersifat kondisional independen dengan kelas. Dalam kasus analisis sentimen fitur-fiturnya adalah term-frequency tur ulasan sedangkan kelas-kelasnya adalah label sentimen positif, negatif, atau netral[10].

## METODE

Penelitian ini dilakukan secara kuantitatif dengan menggunakan metode pengolahan teks (text mining dan machine learning. Tahapan penelitian mencakup proses pengumpulan data, pembersihan dan pengolahan awal (preprocessing), pemberian bobot kata dengan TF-IDF, serta langkah klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Keterangan:

1. **Pengumpulan Data:** tahapan ini data berasal dari ulasan pengguna aplikasi CapCut di Google Play Store. Pengambilan datanya dilakukan dengan scraping menggunakan Python dan Google Colab. Dari seluruh ulasan yang tersedia, peneliti mengambil sebanyak 3.000 ulasan, kemudian menyaringnya kembali berdasarkan kata kunci yang berhubungan dengan performa proses render video.

2. **Preprocessing:** Pada tahap *preprocessing* data ulasan kemudian dibersihkan untuk memastikan ulasan yang digunakan benar-benar siap diolah. Proses ini mencakup beberapa langkah, seperti *cleaning* menghilangkan karakter-karakter yang tidak relevan, *case folding* yang digunakan untuk mengubah huruf kapital menjadi ke dalam huruf kecil, serta *normalisasi* digunakan untuk mengonversi kata-kata tidak standar ke bentuk baku berdasarkan KBBI. Setelah itu, teks dipecah menjadi token atau potongan kata (*tokenizing*), kemudian kata yang tidak memiliki arti terhadap analisis dihapus melalui tahap *stopword removal*. Pada tahapan akhir adalah *stemming* yaitu merubah kata berimbuhan ke dalam bentuk kata dasar. Rangkaian proses ini sangat penting dilakukan agar data menjadi lebih bersih, terstruktur, dan lebih mudah diproses pada tahap analisis selanjutnya.
3. **Pelabelan Data:** Pada tahap pelabelan, peneliti menggunakan pendekatan berbasis lexicon untuk menentukan sentimen setiap ulasan. Setelah proses pelabelan otomatis selesai, hasil tersebut kemudian diperiksa kembali untuk memastikan setiap label data telah sesuai dan tidak ada kesalahan dalam penentuan sentimen.
4. **Pembobotan Kata:** Pada tahap pembobotan kata menggunakan TF-IDF yaitu memberikan bobot terhadap setiap kata dalam korpus teks berdasarkan frekuensi dan pentingnya dalam dokumen.
5. **Klasifikasi:** Dalam tahap klasifikasi, model yang dipakai yaitu Naïve Bayes, yaitu metode dalam ranah machine learning yang berfungsi untuk menghitung peluang suatu data masuk

ke kategori tertentu. Naïve Bayes didasarkan pada Teorema Bayes, Proses klasifikasi dilakukan dengan menentukan probabilitas tiap kelas berdasarkan fitur yang muncul dalam teks.

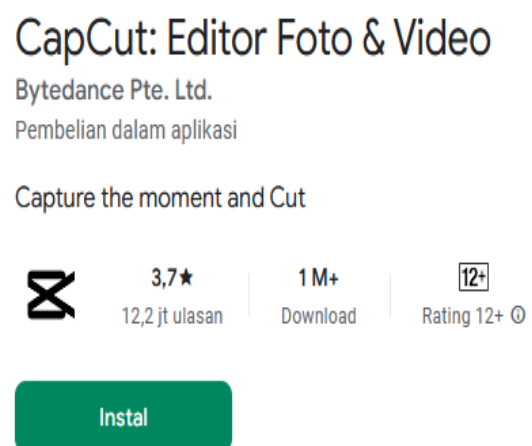
6. **Evaluasi Model:** Pada tahap ini kinerja model diukur melalui pengukuran akurasi, presisi, recall, dan F1-score sebagai metrik evaluasi.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pada penelitian ini melewati beberapa langkah yaitu mengumpulkan data, membersihkan dan memproses teks, memberi label sentimen pada ulasan, membobot setiap kata dengan TF-IDF, melakukan klasifikasi dengan Naive Bayes, hingga mengevaluasi hasil kinerja model.

### 4.1 Pengumpulan Data Ulasan Pengguna CapCut

Sumber data dalam penelitian adalah ulasan/komentar aplikasi CapCut yang dikumpulkan dari Play Store, sebagaimana terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Aplikasi CapCut

Ulasan yang digunakan dalam penelitian ini difokuskan pada komentar yang benar-benar membahas performa render video, contohnya kecepatan ekspor, kegagalan saat proses render, kualitas hasil video

yang dihasilkan, sampai kestabilan aplikasi ketika melakukan rendering. Dengan kata lain, hanya ulasan yang menyinggung pengalaman pengguna saat CapCut melakukan proses render yang diambil sebagai data.

Pengambilan ulasan pada playstore dilakukan dengan teknik scraping dengan bantuan skrip program Python dan google colab. Data yang diambil sebanyak 3000 data ulasan yang relevan, pengambilan data dilakukan pada tanggal 29 November 2025 pukul 21.21. Dari data ulasan yang terkumpul, kemudian dilakukan seleksi yaitu memfilter ulasan dengan memberikan keyword sesuai dengan topik yang sedang diambil. Proses filtering keyword di tunjukan pada gambar 3.

```
keywords = ['render', 'rendering', 'proses video', 'lama',
            'cepat', 'nge-lag', 'lemot', 'crash', 'hasil video', 'keluar sendiri']
```

**Gambar 3. Filter Ulasan**

Setelah dilakukan filtering dengan kata kunci terkait proses render video, jumlah ulasan yang awalnya sekitar 3.000 tinggal 585 ulasan. Artinya, hanya 585 ulasan yang benar-benar membahas hal-hal seperti kecepatan render, error saat render, atau masalah teknis lainnya, dan ulasan inilah yang kemudian dipakai untuk analisis sentimen.

#### 4.2 Preprocessing Teks Ulasan

Tahap *preprocessing* dilakukan agar teks ulasan siap diolah menjadi data yang dibutuhkan. Beberapa langkah yang diterapkan antara lain:

##### a. Cleansing

Menghapus karakter tidak diperlukan seperti emotikon, URL, tanda baca berlebih, angka yang tidak sesuai, serta simbol-simbol lain. Cotoh dapat dilihat pada gambar 4.

content	cleaning
Apalah cik, semuanya kok disuruh pro. Hey, cap...	Apalah cik semuanya kok disuruh pro hey capcut...
capcut setelah di upgrade malah tambah jelek, ...	capcut setelah di upgrade malah tambah jelek m...
semakin lama banyak pro nya, bagi kami para pe...	semakin lama banyak pro nya bagi kami para pel...
Sudah beli versi pro, tapi rasanya percuma. Fi...	Sudah beli versi pro tapi rasanya percuma fitu...
sayang sekali, padahal fitur fiturnya bagus. c...	sayang sekali padahal fitur fiturnya bagus cum...
lumayan bagus sih tapi di gua ngeleg mulu pada...	lumayan bagus sih tapi di gua ngeleg mulu pada...
kebanyak iklan, sekarang tiba tiba iklannya ...	kebanyak iklan sekarang tiba tiba iklannya n...

**Gambar 4. Cleansing Ulasan**

##### b. Case Folding

Huruf dalam teks ulasan diseragamkan menjadi huruf kecil (*lowercase*). Contohnya ditunjukkan pada gambar 5.

cleaning	case_folding
Apalah cik semuanya kok disuruh pro Hey capcut...	apalah cik semuanya kok disuruh pro hey capcut...
capcut setelah di upgrade malah tambah jelek m...	capcut setelah di upgrade malah tambah jelek m...
semakin lama banyak pro nya bagi kami para pel...	semakin lama banyak pro nya bagi kami para pel...
Sudah beli versi pro tapi rasanya percuma Fitu...	sudah beli versi pro tapi rasanya percuma fitu...
sayang sekali padahal fitur fiturnya bagus cum...	sayang sekali padahal fitur fiturnya bagus cum...
lumayan bagus sih tapi di gua ngeleg mulu pada...	lumayan bagus sih tapi di gua ngeleg mulu pada...
kebanyak iklan sekarang tiba tiba iklannya n...	kebanyak iklan sekarang tiba tiba iklannya n...
Kesel ga bisa ngedit sering keluar keluar send...	kesel ga bisa ngedit sering keluar keluar send...
bagus banget sih cuman lebih suka tampilan yan...	bagus banget sih cuman lebih suka tampilan yan...
kurang efisien karena saat sy ingin menambahk...	kurang efisien karena saat sy ingin menambahk...
Aku rasa kalian harus memindahkan tombol Buat ...	aku rasa kalian harus memindahkan tombol buat ...
apk pikir bikin HP Lemot doang kalo udah ada e...	apk pikir bikin hp lemot doang kalo udah ada e...

**Gambar 5. Case Folding**

##### c. Normalisasi

Tahap normalisasi kata - kata yang tidak baku disesuaikan ke dalam bentuk baku sesuai dengan kamus standar yang digunakan. Proses normalisasi tersebut ditunjukkan pada Gambar 6.

case_folding	normalisasi
apalah cik semuanya kok disuruh pro hey capcut...	apalah cik semuanya kok disuruh pro hey capcut...
capcut setelah di upgrade malah tambah jelek m...	capcut setelah di upgrade malah tambah jelek m...
saya mau capcut nya lebih update setiap bulan ...	saya mau capcut ya lebih update setiap bulan k...
du suka banget ama nhi aplikasi tpi skrg kok ...	dulu suka banget sama nhi aplikasi tapi sekara...
bagus sii tapi itu loh apk nya haya di perbaru...	bagus sih tapi itu loh apk ya haya di perbaru...

**Gambar 6. Normalisasi Kata**

#### d. Tokenization

Memisahkan kalimat dalam ulasan menjadi unit kata-kata kecil (token). Contohnya dapat dilihat pada gambar 7.

normalisasi	tokenize
apalah cik semuanya kok disuruh pro hey capcut...	[apalah, cik, semuanya, kok, disuruh, pro, hey...
capcut setelah di upgrade malah tambah jelek m...	[capcut, setelah, di, upgrade, malah, tambah, ...
semakin lama banyak pro ya bagi kami para pela...	[semakin, lama, banyak, pro, ya, bagi, kami, p...
sudah beli versi pro tapi rasanya percuma fitu...	[sudah, beli, versi, pro, tapi, rasanya, perc...
sayang sekali padahal fitur fiturnya bagus cum...	[sayang, sekali, padahal, fitur, fiturnya, bag...

**Gambar 7. Tokenization**

#### e. Stopword Removal

Menghilangkan kata - kata yang umum dan tidak berpengaruh pada hasil analisis, seperti 'yang', 'di', 'dan', 'ini', atau 'itu'. Contohnya terlihat pada gambar 8.

tokenize	stopword removal
[apalah, cik, semuanya, kok, disuruh, pro, hey...	[apalah, cik, disuruh, pro, hey, capcut, gue, ...
[capcut, setelah, di, upgrade, malah, tambah, ...	[capcut, upgrade, jelek, bagus, fitur, edit, f...
[semakin, lama, banyak, pro, ya, bagi, kami, p...	[pro, ya, pelajar, susah, berlangganan, pro, y...
[sudah, beli, versi, pro, tapi, rasanya, percuma...	[beli, versi, pro, fitur, berguna, hilangkan, ...
[sayang, sekali, padahal, fitur, fiturnya, bag...	[sayang, fitur, fiturnya, bagus, cuman, beda, ...

**Gambar 8. Stopword Removal**

#### f. Stemming

Mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Dalam teks berbahasa Indonesia, *stemming* dapat mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar. Contohnya dapat dilihat pada gambar 9.

stopword removal	stemming_data
[apalah, cik, disuruh, pro, hey, capcut, gue, ...	apa cik suruh pro hey capcut gue tau bikin apk...
[capcut, upgrade, jelek, bagus, fitur, edit, f...	capcut upgrade jelek bagus fitur edit foto fot...
[pro, ya, pelajar, susah, berlangganan, pro, y...	pro ya ajar susah langgan pro ya aplikasi muda...
[beli, versi, pro, fitur, berguna, hilangkan, ...	beli versi pro fitur guna hilang iklan sisa fi...
[sayang, fitur, fiturnya, bagus, cuman, beda, ...	sayang fitur fiturnya bagus cuman beda kayak c...

**Gambar 9. Stopword Removal**

### 4.3 Pelabelan Data Sentimen

Tahap berikutnya adalah memberi label sentimen pada setiap ulasan. Pada penelitian ini, ulasan dibagi menjadi tiga kategori sentimen:

- **Positif:** ulasan yang menunjukkan kepuasan terhadap performa render CapCut, seperti proses yang cepat, stabil, atau hasil video yang bagus.
- **Negatif:** ulasan yang berisi keluhan, misalnya render sangat lama, sering gagal, atau aplikasi tiba-tiba keluar.

- **Netral:** ulasan yang hanya berisi informasi tanpa menunjukkan apakah pengguna puas atau tidak.

Proses pelabelan pada penelitian ini menggunakan pelabelan lexicon, kemudian hasilnya dicek kembali untuk memastikan ketepatan dalam proses pelabelan. Hasil pelabelan data dilihat pada gambar 10.

stemming_data	Sentiment
apa cik suruh pro hey capcut gue tau bikin apk...	Neutral
capcut upgrade jelek bagus fitur edit foto fot...	Neutral
pro ya ajar susah langgan pro ya aplikasi muda...	Neutral
beli versi pro fitur guna hilang iklan sisa fi...	Negative
sayang fitur fiturnya bagus cuman beda kayak c...	Neutral
umayan bagus sih gua ngeleg mulu memori gua p...	Neutral
banyak iklan iklan cancel tunggu iklan iklan a...	Negative
kesel ngedit malas eh pakai pro mahal update b...	Neutral
bagus banget sih cuman suka tampil edit foto t...	Neutral
efisien teks lot ketik keaybord rusak tolong ...	Neutral
pindah tombol konyol posisi susah hapus proyek...	Neutral
apk kikir bikin hp lot doang endorse shopee ng...	Positive

**Gambar 10. Pelabelan lexicon**

Dari 585 ulasan pengguna, didapatkan hasil pelabelan yaitu 431 sentimen Netral, 105 Positif, 49 Negatif.

```
print(data["Sentiment"].value_counts())
```

Sentiment	
Neutral	431
Positive	105
Negative	49

**Gambar 11. Hasil Pelabelan**

### 4.4 Pembobotan Kata

Pada tahapan ini, pembobotan menggunakan TF-IDF. Setelah ulasan data di *preprocessing* dan diberi label, tahap berikutnya adalah mengubah teks menjadi bentuk angka atau nilai menggunakan teknik TF-IDF. Pada tahap *Term Frequency (TF)* adalah Menilai seberapa kerap suatu kata muncul di

dalam satu ulasan[11]. Jika kata tersebut semakin sering muncul maka semakin besar nilainya. Sedangkan *Inverse Document Frequency (IDF)* adalah mengukur seberapa “unik” sebuah kata di seluruh koleksi dokumen[12]. Kata yang muncul di banyak dokumen memiliki IDF rendah, sedangkan kata yang jarang muncul memiliki IDF tinggi.

Metode TF-IDF merupakan teknik yang biasa digunakan untuk menilai sejauh mana suatu kata menggambarkan isi sebuah dokumen dengan cara memberikan nilai penting pada tiap kata yang terdapat di dalam teks[13]. Dengan cara ini, model dapat lebih mudah memahami kata-kata yang benar-benar penting dalam menentukan sentimen sebuah ulasan. Code program metode TF-IDF ditunjukkan pada gambar 12.

```
tfidf = TfidfVectorizer(
    max_features=5000,
    ngram_range=(1, 2),
    sublinear_tf=True
)

X_tfidf = tfidf.fit_transform(X_text)
```

**Gambar 12. Code Program TF-IDF**

#### 4.5 Klasifikasi Sentimen Menggunakan Naive Bayes

Proses mengklasifikasi sentimen diproses dengan memanfaatkan metode Naive Bayes, algoritma ini sering digunakan dalam analisis teks karena sederhana, cepat, dan tetap mampu memberikan hasil yang kompetitif. Naive Bayes bekerja dengan menghitung peluang suatu teks memiliki sentimen tertentu berdasarkan pola kata yang muncul dalam data latih. Pembagian dataset kemudian dipisahkan menjadi bagian untuk data latih(training) dan data uji (testing) dengan perbandingan perbandingan 80:20. Data latih dimanfaatkan yaitu “mengajarkan” model, sedangkan data uji dipakai untuk melihat seberapa baik model bekerja. Perbandingan model dilihat pada Contoh 13.

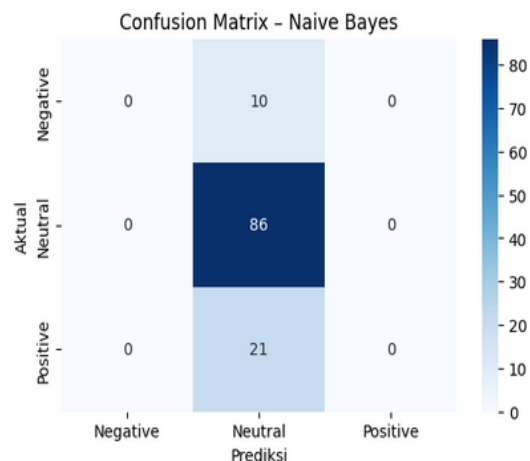
```
Distribusi Kelas Sentimen:
Sentiment
Neutral    431
Positive   105
Negative    49
Name: count, dtype: int64

Jumlah Data Train: (468, 5000)
Jumlah Data Test : (117, 5000)
```

**Gambar 13. Pembagian Data**

#### 4.6 Evaluasi Model

Proses evaluasi dengan kinerja model Naive Bayes dinilai dengan beberapa metrik, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Semua metrik ini dihitung dari confusion matrix untuk masing-masing jenis sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Hasil Confusion Matrik ditunjukkan pada gambar 14.



**Gambar 14. Hasil Confucion Matrik**

#### Akurasi (Accuracy)

Nilai Akurasi yang di dapat yaitu 0.7350427350427351. Hasil ditunjukkan pada gambar 15.

```
=== Classification Report ===
```

	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.00	0.00	0.00	10
Neutral	0.74	1.00	0.85	86
Positive	0.00	0.00	0.00	21
accuracy			0.74	117
macro avg	0.25	0.33	0.28	117
weighted avg	0.54	0.74	0.62	117

**Gambar 15. Nilai Akurasi**

Dari hasil evaluasi dapat dilihat model Naive Bayes menghasilkan akurasi sebesar **73,5%**, yang berarti sekitar tiga perempat dari seluruh prediksi sudah benar. Namun, jika dilihat lebih dalam melalui precision, recall, dan F1-score, performa model tidak merata di setiap kelas sentimen. Model hanya mampu bekerja baik pada kelas **netral**, dengan precision **0.74**, recall **1.00**, dan F1-score **0.85**, yang menunjukkan bahwa hampir seluruh ulasan netral berhasil dikenali dengan sangat baik. Sebaliknya, untuk kelas **positif** dan **negatif**, model tidak mampu memberikan prediksi yang benar, ditandai dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang semuanya **0.00**.

## KESIMPULAN

"Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui kecenderungan sentimen dari ulasan pengguna terhadap performa render video pada aplikasi CapCut di google Play Store yang memanfaatkan metode berbasis kamus (lexicon) dan teknik klasifikasi Naive Bayes. Dari hasil evaluasi, model yang di menghasilkan akurasi sebesar 73,5%, dengan performa terbaik pada kelas netral yang memiliki precision sebesar 74%, recall 100%, dan F1-score 85%. Hasil ini menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi ulasan netral dengan akurasi yang sangat tinggi, meskipun masih kurang optimal dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Secara keseluruhan, penerapan Naive Bayes tetap efektif untuk memberi gambaran umum tentang pola sentimen pada ulasan pengguna. Temuan ini diharapkan dapat menjadi bahan masukan bagi pembuat aplikasi CapCut untuk meningkatkan kualitas performa render dan pengalaman pengguna secara keseluruhan.

## REFERENSI:

- [1] R. Dengan and F. Ekstraksi, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi CapCut Menggunakan Model RoBERTa Dengan Fitur Ekstraksi Word2vec," *J. Algoritma.*, vol. 22, pp. 358–369, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.2480.
- [2] I. P. Ariyani, K. D. Tania, A. Wedhasmara, and A. Meiriza, "Ekstraksi Pengetahuan dari Ulasan Aplikasi CapCut Menggunakan Metode Aspect-Based Sentiment Analysis dan Klasifikasi," *J. Buana Inform.*, vol. 16, no. April, pp. 80–92, 2025.
- [3] P. Z. Fortuna, A. W. Eko, Fandhilah, and D. Abror, "Pelatihan membuat dan mengedit video menggunakan aplikasi CapCut pada Pondok Pesantren Modern Dar Al- Faradis," *Community Empower. J.*, vol. 1, no. 3, pp. 110–121, 2023.
- [4] T. S. Ningsih, T. I. Hermanto, and I. Ma, "Sentiment Analysis of Mobile Provider Application Reviews Using Naive Bayes Algorithm and Support Vector Machine," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 824–835, 2024.
- [5] Y. I. Kurniawan, R. H. Sidiq, A. Dicky, U. Widadi, and A. Ravi, "Naive Bayes Classifier with SMOTE for Sentiment Analysis of Blibli App Reviews on The Google Play Store," *J. Penelit. Inov.*, vol. 5, no. 3, pp. 2675–2688, 2025.
- [6] R. D. Kurniawan, A. Yohannis, and W. T. Atmojo, "Sentiment Analysis of Getcontact Application Reviews on Google Play Store Using Naive Bayes Algorithm," *J. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 4, pp. 2848–2858, 2025.
- [7] B. prabowo Adi, A. Hindasyah, and K. A. Rivai, "Sentiment Analysis Of PLN Mobile Application Services

- Using Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM) And Decision Tree Methods," *J. Ris. Inform.*, vol. 7, no. 3, 2025.
- [8] M. Z. Ulhaq *et al.*, "Pemanfaatan Aplikasi Capcut Dalam Pembuatan Video Edukasi Sosial Tentang Permasalahan Bangsa Di Kalangan Mahasiswa," *J. MEDIA Akad.*, vol. 3, no. 11, 2025.
- [9] A. Z. Amrullah, A. Sofyan Anas, and M. A. J. Hidayat, "Analisis Sentimen Movie Review Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square," *Jurnal*, vol. 2, no. 1, pp. 40–44, 2020, doi: 10.30812/bite.v2i1.804.
- [10] L. Hartimar, Y. Manza, and K. P. Siregar, "Text Classification Using TF-IDF and Naïve Bayes: Case Study of MyXL App User Review Data," *J. Technol. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 100–108, 2025, [Online]. Available: <https://journal.technolabs.co.id/index.php/jotechcom/article/view/55/55>
- [11] D. Septiani, I. Isabela, F. Teknik, U. N. Jakarta, F. Teknik, and U. N. Jakarta, "Analisis term frequency inverse document frequency (tf-idf) dalam temu kembali informasi pada dokumen teks," *SINTESIA J. Sist. dan Teknol. Inf. Indones.*, vol. 01, pp. 81–88, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/jlk/article/view/2787/1981>
- [12] G. H. Setiawan and I. M. B. Adnyana, "Improving Helpdesk Chatbot Performance with Term Frequency-Inverse Document Frequency ( TF-IDF ) and Cosine Similarity Models," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 2, pp. 252–257, 2023.
- [13] O. Karmayasa and I. M. Bagus, "Implementasi Vector Space Model dan Beberapa Notasi Metode Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) pada Sistem Temu Kembali Informasi," *JELIKU (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 1, 2012, [Online]. Available: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/jlk/article/view/2787/1981>