

LAPORAN UAS PEMROSESAN TEKS
KELAS C

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI BELAJAR ONLINE
(RUANGGURU, PAHAMIFY, QUIPPER)



ANIS'SYAH MAHDARANI
5220411333

SEMESTER GANJIL TAHUN AKADEMIK 2025/2026
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS & TEKNOLOGI
UNIVERSITAS TEKNOLOGI YOGYAKARTA

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital memberikan dampak besar dalam bidang pendidikan, salah satunya melalui penggunaan aplikasi belajar online yang memungkinkan siswa belajar secara fleksibel melalui perangkat digital. Aplikasi belajar online banyak dimanfaatkan sebagai pendukung pembelajaran dan persiapan ujian. Di Indonesia, aplikasi yang cukup populer di kalangan pelajar antara lain Ruangguru, Pahamify, dan Quipper.

Seiring meningkatnya jumlah pengguna, aplikasi-aplikasi tersebut menerima banyak ulasan di Google Play Store yang berisi pengalaman, penilaian, serta pendapat pengguna mengenai kualitas materi, fitur, kemudahan penggunaan, dan kendala teknis. Ulasan ini merupakan sumber informasi penting karena mencerminkan tingkat kepuasan pengguna terhadap layanan aplikasi belajar online.

Namun, banyaknya jumlah ulasan membuat analisis secara manual menjadi tidak efisien. Oleh karena itu, diperlukan metode otomatis untuk mengolah data teks, salah satunya melalui analisis sentimen yang bertujuan mengidentifikasi kecenderungan sentimen pengguna, baik positif, netral, maupun negatif. Melalui analisis sentimen, dapat diketahui tanggapan pengguna serta kelebihan dan kekurangan masing-masing aplikasi, sehingga hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi pengembang dan referensi bagi pengguna dalam memilih aplikasi belajar online yang sesuai.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini disusun sebagai pedoman dalam pelaksanaan dan pembahasan hasil penelitian. Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui sentimen pengguna terhadap aplikasi belajar online Ruangguru, Pahamify, dan Quipper berdasarkan ulasan di Google Play Store.
2. Menganalisis perbandingan sentimen antar aplikasi belajar online yang diteliti.
3. Mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan masing-masing aplikasi berdasarkan isi ulasan pengguna.
4. Memberikan gambaran umum mengenai pengalaman dan kepuasan pengguna terhadap aplikasi belajar online.

BAB II

AKUISISI DATA

2.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari ulasan pengguna di Google Play Store. Data diambil dari tiga aplikasi belajar online, yaitu:

1. Ruangguru
2. Pahamify
3. Quipper

Google Play Store dipilih sebagai sumber data karena menyediakan ulasan langsung dari pengguna aplikasi yang mencerminkan pengalaman nyata dalam menggunakan layanan pembelajaran digital.

2.2 Metode Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan menggunakan metode web scraping dengan bantuan bahasa pemrograman Python. Library yang digunakan adalah google-play-scraper, yang memungkinkan pengambilan data ulasan aplikasi dari Google Play Store tanpa menggunakan API resmi. Proses pengambilan data dilakukan dengan cara:

1. Menentukan aplikasi yang akan diambil ulasannya.
2. Mengambil ulasan pengguna berdasarkan urutan terbaru.
3. Mengumpulkan data ulasan ke dalam bentuk tabel untuk memudahkan proses analisis.

2.3 Karakteristik Data

Data yang diperoleh memiliki karakteristik sebagai berikut:

1. Jumlah data: sekitar 2000 ulasan untuk setiap aplikasi.

Jalankan Scraping (Total 6000 Data)

```
all_data = []
for app_name, app_id in apps.items():
    df_app = scrape_reviews(app_name, app_id, n_reviews=2000)
    all_data.append(df_app)

df_reviews = pd.concat(all_data, ignore_index=True)

... Scraping Ruangguru: 100%|██████████| 2000/2000 [00:01<00:00, 1521.05it/s]
Scraping Pahamify: 100%|██████████| 2000/2000 [00:01<00:00, 1908.97it/s]
Scraping Quipper: 100%|██████████| 2000/2000 [00:01<00:00, 1984.81it/s]
```

2. Total data: sekitar 6000 ulasan.

Cek Total Data Keseluruhan

```
print("Total seluruh data:", len(df_reviews))

Total seluruh data: 6000
```

3. Waktu pengambilan data: ulasan terbaru pada saat proses scraping dilakukan.

Waktu Pengambilan Data

```
+ Code
```

```
print("Rentang waktu pengambilan data:")
print(f"Tanggal awal: {df_reviews['date'].min()}")
print(f"Tanggal akhir: {df_reviews['date'].max()}")
```

Rentang waktu pengambilan data:
Tanggal awal: 2020-11-20 14:36:03
Tanggal akhir: 2026-01-11 14:09:02

```
print("Rentang waktu pengambilan data per aplikasi:")
for app_name in df_reviews['app'].unique():
    df_app_filtered = df_reviews[df_reviews['app'] == app_name]
    min_date = df_app_filtered['date'].min()
    max_date = df_app_filtered['date'].max()
    print(f"({app_name}): Tanggal awal: {min_date}, Tanggal akhir: {max_date}")
```

Rentang waktu pengambilan data per aplikasi:
Ruangguru: Tanggal awal: 2025-06-27 10:21:18, Tanggal akhir: 2026-01-11 13:49:55
Pahamify: Tanggal awal: 2021-09-08 08:19:00, Tanggal akhir: 2026-01-11 14:09:02
Quipper: Tanggal awal: 2020-11-20 14:36:03, Tanggal akhir: 2026-01-09 11:34:53

4. Atribut data: Nama aplikasi, Isi ulasan, Rating pengguna, Tanggal ulasan

Atribut Data

```
for app in df_reviews['app'].unique():
    print(f"===== Contoh data {app} =====")
    display(df_reviews[df_reviews['app'] == app].head())
```

===== Contoh data Ruangguru =====

	app	review	rating	date
0	Ruangguru	kenapa ya selalu update setiap mau masuk ke ha...	1	2026-01-11 13:49:55
1	Ruangguru	bagusd	5	2026-01-11 13:22:52
2	Ruangguru	banyak bug!!! kalau buka aplikasi sering terke...	1	2026-01-11 11:28:11
3	Ruangguru	wahhh sangat 🤔🤔🤔🤔	4	2026-01-11 10:50:11
4	Ruangguru	good	5	2026-01-11 08:13:04

===== Contoh data Pahamify =====

	app	review	rating	date
2000	Pahamify	Aga kecewa si, phtl udah berlangganan. Mau pak...	2	2026-01-11 14:09:02
2001	Pahamify	Pembayaran dialihkan ke website, tidak didalam...	1	2026-01-11 03:02:30
2002	Pahamify	server lelet, suka ngebug, dn paket tdk bisa d...	1	2026-01-10 15:11:08
2003	Pahamify	Dari segi kualitas dah lumayan, tapi masih per...	4	2026-01-08 09:42:02
2004	Pahamify	Sejauh ini berlangganan cukup bagus tapi masa...	4	2026-01-06 08:54:10

===== Contoh data Quipper =====

	app	review	rating	date
4000	Quipper	gak tau kenapa, tapi search buat materi di hp ...	1	2026-01-09 11:34:53
4001	Quipper	sistem ujian ga aman, banyak orang melakukan k...	1	2025-11-29 07:43:28
4002	Quipper	berguna 🤔	5	2025-11-23 07:14:00
4003	Quipper	gak jelas, gak seru, sok asik nge gantiin kertas	1	2025-11-21 01:37:46
4004	Quipper	tiba tiba akun saya hilang	1	2025-11-19 01:33:40

Data yang telah dikumpulkan selanjutnya digunakan untuk tahap preprocessing teks, analisis sentimen, dan visualisasi hasil.

BAB III

PRA-PEMROSESAN DATA (TEXT PREPROCESSING)

3.1 Deskripsi Umum

Pra-pemrosesan data merupakan tahap awal yang sangat penting dalam penelitian berbasis teks. Data ulasan pengguna yang diperoleh dari Google Play Store masih berupa teks mentah yang mengandung berbagai elemen tidak terstruktur dan noise, seperti URL, emoji, kata tidak baku, serta pengulangan kata. Oleh karena itu, diperlukan serangkaian tahapan pra-pemrosesan untuk membersihkan dan menormalisasi data teks agar siap digunakan pada tahap analisis sentimen dan text mining. Tahapan pra-pemrosesan pada penelitian ini meliputi cleaning, case folding,

tokenisasi, normalisasi kata, filtering, stemming, hingga penghapusan kata dengan frekuensi rendah.

3.2 Cleaning

Tahap cleaning bertujuan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan dan berpotensi mengganggu proses analisis. Proses pembersihan teks yang dilakukan meliputi:

1. Penghapusan URL, mention, dan hashtag karena tidak mengandung informasi sentimen yang bermakna.
2. Penghapusan emoji dan karakter non-ASCII agar teks hanya berisi karakter standar.
3. Penghapusan angka dan tanda baca yang tidak relevan terhadap analisis sentimen.
4. Normalisasi spasi dengan menghapus spasi ganda serta spasi di awal dan akhir kalimat.

3.3 Case Folding

Case folding dilakukan dengan mengubah seluruh teks ulasan menjadi huruf kecil (lowercase). Tujuan dari tahap ini adalah untuk menyeragamkan bentuk kata sehingga tidak terjadi perbedaan makna akibat perbedaan penggunaan huruf kapital dan huruf kecil.

3.4 Tokenizing

Tokenisasi merupakan proses pemecahan teks menjadi unit-unit kata (token). Proses ini dilakukan agar setiap kata dalam teks dapat dianalisis secara terpisah. Tokenisasi menjadi dasar untuk proses penyaringan kata, normalisasi, dan stemming pada tahap selanjutnya.

3.5 Normalisasi dan Refinement Token

Setelah proses tokenisasi, dilakukan tahap normalisasi dan refinement token untuk meningkatkan kualitas data teks. Tahap ini mencakup beberapa proses berikut:

1. Normalisasi Slang dan Typo

Kata-kata tidak baku dan kesalahan penulisan (typo) dinormalisasi menggunakan kamus slang (slang_dict) yang telah didefinisikan. Proses ini bertujuan untuk mengubah kata tidak baku menjadi bentuk baku Bahasa Indonesia sehingga variasi penulisan kata tidak dianggap sebagai kata yang berbeda.

2. Penghapusan Imbuhan Informal

Imbuhan yang sering muncul dalam bahasa percakapan sehari-hari, seperti “nge-”, “-in”, dan “-nya”, dihapus karena tidak memengaruhi makna dasar kata dan dapat menambah noise dalam analisis.

3. Stopwords Removal

Kata-kata umum yang sering muncul tetapi memiliki nilai informatif rendah, seperti “yang”, “dan”, dan “di”, dihapus menggunakan daftar stopwords gabungan dari Sastrawi, NLTK, serta stopwords kustom.

4. Penghapusan Kata Pendek Bersyarat

Kata dengan panjang kurang dari atau sama dengan tiga karakter dihapus karena umumnya tidak memiliki makna penting. Namun, beberapa kata pendek yang berkaitan dengan konteks pendidikan, seperti “sd”, “smp”, dan “sma”, tetap dipertahankan.

5. Penghapusan Duplikasi Kata Berurutan

Kata yang muncul secara berulang dan berurutan dihapus sehingga hanya dipertahankan satu kali. Proses ini bertujuan untuk mengurangi bias akibat pengulangan kata dalam satu ulasan.

3.6 Stemming

Proses stemming dilakukan menggunakan algoritma stemming Bahasa Indonesia Sastrawi. Tahap ini bertujuan untuk mengubah setiap kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan awalan, akhiran, maupun sisipan. Stemming membantu mengelompokkan kata-kata yang memiliki makna dasar yang sama meskipun ditulis dalam bentuk yang berbeda.

3.7 Pembersihan Lanjutan Pasca-Stemming

Setelah proses stemming, dilakukan pembersihan lanjutan untuk menghapus sisa imbuhan seperti “meng”, “ber”, dan “ter”, serta menyaring kata-kata yang menjadi terlalu pendek atau tidak relevan akibat proses stemming. Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa token akhir benar-benar memiliki makna yang jelas.

3.8 Filter Frekuensi Rendah

Untuk meningkatkan kualitas analisis, kata-kata yang memiliki frekuensi kemunculan rendah di seluruh dataset dihapus. Pada penelitian ini, kata yang muncul kurang dari lima kali tidak disertakan dalam analisis. Penghapusan kata dengan frekuensi rendah bertujuan untuk mengurangi noise dan memfokuskan analisis pada kata-kata yang lebih signifikan dan representatif.

3.9 Penanganan Data Tidak Seimbang

Pada tahap pra-pemrosesan, penanganan data tidak seimbang tidak dilakukan. Hal ini dikarenakan fokus penelitian adalah analisis pola teks dan identifikasi kata kunci, bukan klasifikasi sentimen berbasis kelas. Oleh karena itu, ketidakseimbangan jumlah data antar kategori tidak menjadi permasalahan utama pada tahap ini.

3.10 Hasil Pra-pemrosesan

Hasil dari seluruh tahapan pra-pemrosesan adalah data teks yang telah bersih, terstruktur, dan siap digunakan untuk proses pelabelan sentimen, analisis n-gram, serta pemodelan machine learning.

BAB IV

METODOLOGI ANALISIS

4.1 Gambaran Umum Metodologi

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis teks untuk membandingkan ulasan pengguna terhadap aplikasi belajar online Ruangguru, Pahamify, dan Quipper. Analisis dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu analisis deskriptif teks, analisis sentimen dengan tiga kelas (positif, netral, dan negatif), serta pemodelan machine learning untuk klasifikasi sentimen. Seluruh analisis dilakukan terhadap data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan.

4.2 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif digunakan untuk memperoleh gambaran umum mengenai karakteristik data ulasan pengguna sebelum dan sesudah dilakukan pelabelan sentimen. Teknik analisis deskriptif yang digunakan dalam penelitian ini adalah Word Cloud dan N-Gram.

1. Word Cloud

WordCloud digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna. Visualisasi ini bertujuan untuk mengidentifikasi topik utama yang sering dibahas oleh pengguna pada masing-masing aplikasi pembelajaran online. WordCloud disusun berdasarkan:

- Keseluruhan data ulasan
- Ulasan berdasarkan kategori sentimen (positif, netral, dan negatif)
- Ulasan berdasarkan aplikasi

Ukuran kata dalam Word Cloud menunjukkan frekuensi kemunculan kata tersebut dalam dataset.

2. N-Gram

Analisis N-Gram digunakan untuk mengidentifikasi pola kemunculan kata dan frasa dalam ulasan pengguna yang mencerminkan konteks sentimen secara lebih mendalam. Metode ini membagi teks menjadi rangkaian kata berurutan dengan panjang tertentu (n), sehingga mampu menangkap hubungan antar kata yang tidak dapat diwakili oleh analisis unigram. Pada penelitian ini, analisis N-Gram dilakukan hingga 5-gram, dengan rincian sebagai berikut:

- Unigram (1-gram), yaitu kombinasi satu kata yang berurutan
- Bigram (2-gram), yaitu kombinasi dua kata yang berurutan
- Trigram (3-gram), yaitu kombinasi tiga kata yang berurutan
- 4-gram, yaitu kombinasi empat kata yang berurutan
- 5-gram, yaitu kombinasi lima kata yang berurutan

Analisis N-Gram diterapkan pada ulasan pengguna yang telah melalui proses pembersihan teks dan pelabelan sentimen. Proses ini dilakukan berdasarkan:

- Kategori sentimen (positif, netral, dan negatif)
- Jenis aplikasi pembelajaran online

Penggunaan N-Gram hingga 5-gram bertujuan untuk menangkap konteks kalimat yang lebih spesifik dan kompleks, terutama pada frasa panjang yang mengandung informasi penting mengenai pengalaman pengguna. Dengan pendekatan ini, pola-pola frasa yang sering muncul pada masing-masing kategori sentimen dapat diidentifikasi secara lebih akurat. Hasil analisis N-Gram digunakan sebagai dasar untuk memahami perbedaan karakteristik ulasan antar aplikasi serta sebagai pendukung dalam interpretasi hasil analisis sentimen secara keseluruhan.

4.3 Analisis Sentimen

Analisis sentimen bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen positif, netral, atau negatif. Pada penelitian ini digunakan dua pendekatan, yaitu pelabelan berbasis rating dan pelabelan berbasis lexicon.

1. Pelabelan Sentimen Berbasis Rating

Pelabelan awal dilakukan berdasarkan rating bintang yang diberikan oleh pengguna dengan ketentuan sebagai berikut:

- Rating 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif
- Rating 3 dikategorikan sebagai sentimen netral
- Rating 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif

Pelabelan ini digunakan sebagai pendekatan awal dan sebagai pembanding terhadap hasil pelabelan berbasis lexicon.

2. Pelabelan Sentimen Berbasis Lexicon

Pelabelan berbasis lexicon dilakukan dengan menggunakan kamus sentimen bahasa Indonesia (InSet) yang di ambil dari <https://github.com/fajri91/InSet> . Setiap kata dalam ulasan dicocokkan dengan kamus kata positif dan negatif untuk memperoleh skor sentimen.

Pemberian skor dilakukan dengan ketentuan:

- Kata positif bernilai +1
- Kata negatif bernilai -1

Skor sentimen kemudian dijumlahkan untuk setiap ulasan dan diklasifikasikan sebagai berikut:

- Skor > 0 menunjukkan sentimen positif
- Skor $= 0$ menunjukkan sentimen netral
- Skor < 0 menunjukkan sentimen negative

3. Validasi Pelabelan

Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil pelabelan berbasis rating dan lexicon. Perbedaan yang signifikan antara kedua label diidentifikasi sebagai potensi noise pada data. Tahap ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum dilakukan analisis lanjutan dan pemodelan.

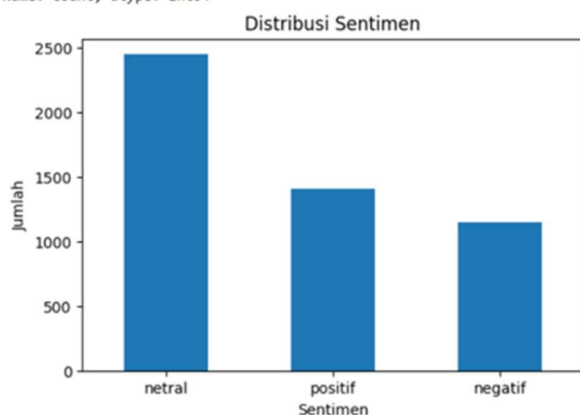
BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

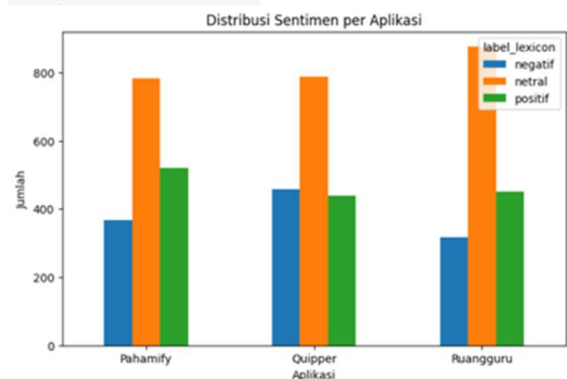
5.1 Distribusi Sentimen Pengguna

Distribusi sentimen pengguna terhadap aplikasi Ruangguru, Pahamify, dan Quipper terbagi ke dalam tiga kategori, yaitu sentimen positif, netral, dan negatif. Distribusi ini divisualisasikan menggunakan grafik batang untuk memudahkan perbandingan antar aplikasi.

```
netral    2447
positif   1410
negatif    1145
Name: count, dtype: int64
```



label_lexicon	negatif	netral	positif
app			
Pahamify	368	783	519
Quipper	459	788	440
Ruangguru	318	876	451



Interpretasi

- Sentimen positif menunjukkan tingkat kepuasan pengguna terhadap fitur, materi pembelajaran, dan manfaat aplikasi.

- Sentimen netral umumnya berisi ulasan informatif, saran, atau penjelasan tanpa ekspresi emosi yang kuat.
- Sentimen negatif mencerminkan keluhan pengguna, seperti kendala teknis, biaya, atau keterbatasan fitur.

Perbedaan proporsi ketiga sentimen tersebut menunjukkan karakteristik pengalaman pengguna yang berbeda pada setiap aplikasi.

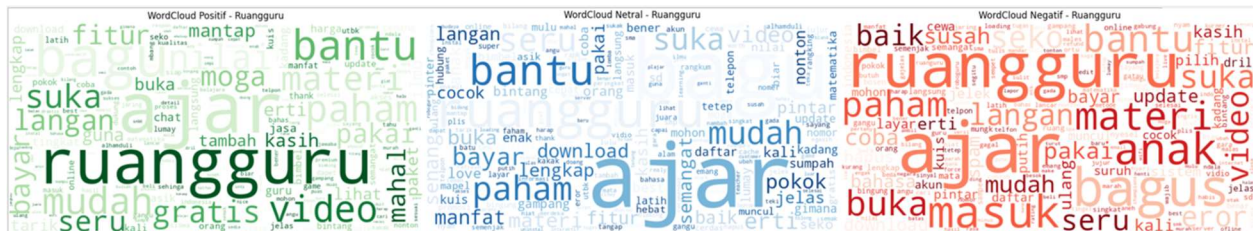
5.2 Visualisasi Komparatif WordCloud

Visualisasi word cloud digunakan untuk menggambarkan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna berdasarkan kategori sentimen positif, netral, dan negatif, baik secara keseluruhan maupun per aplikasi (Ruangguru, Pahamify, dan Quipper).

WordCloud Keseluruhan Aplikasi



WordCloud Aplikasi Ruang Guru



WordCloud Aplikasi Pahamify



WordCloud Aplikasi Quipper



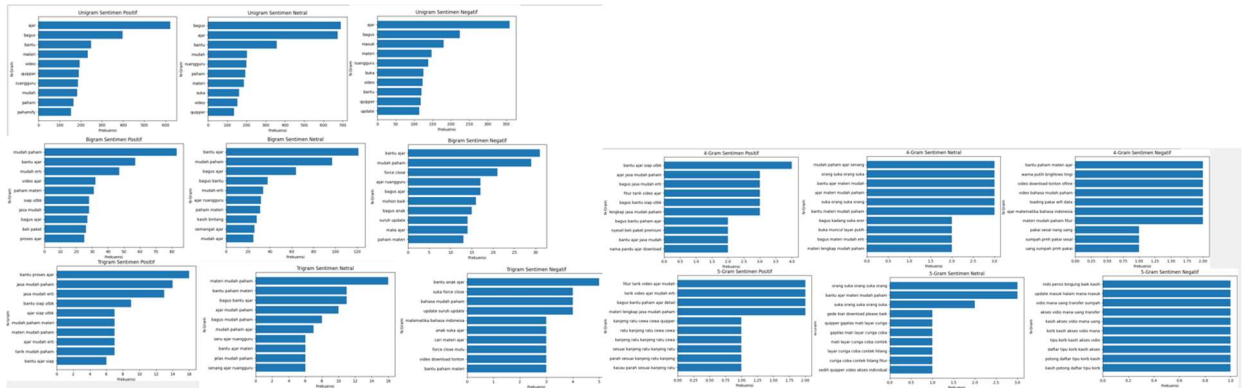
Interpretasi

- Pada sentimen positif, kata-kata seperti “bagus”, “bantu”, “mudah”, “materi”, dan “paham” mendominasi visualisasi. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna merasakan manfaat aplikasi dalam membantu proses belajar serta kemudahan dalam memahami materi yang disediakan.
- Pada sentimen netral, kata-kata yang sering muncul antara lain “ajar”, “video”, “materi”, dan “bagus”. Kemunculan kata “bagus” pada sentimen netral menunjukkan bahwa kata tersebut tidak selalu merepresentasikan kepuasan pengguna secara penuh, melainkan sering digunakan sebagai deskripsi umum atau pernyataan tanpa emosi yang kuat.
- Sementara itu, pada sentimen negatif, selain kata-kata seperti “error”, “masuk”, “bayar”, dan “akun”, kata “bagus” juga masih muncul. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian pengguna menyampaikan ulasan yang bersifat kontradiktif, misalnya dengan menyebutkan kelebihan aplikasi terlebih dahulu sebelum menyampaikan keluhan utama terkait masalah teknis atau layanan.

Ini menunjukkan bahwa analisis sentimen tidak dapat ditentukan hanya berdasarkan satu kata, tetapi harus mempertimbangkan konteks keseluruhan kalimat. Oleh karena itu, hasil word cloud memberikan gambaran awal mengenai pola kata, namun interpretasi sentimen tetap memerlukan analisis konteks yang lebih mendalam.

5.3 Analisis N-Gram per Sentimen

Analisis N-gram dilakukan untuk mengetahui pola kata dan frasa yang sering muncul dalam ulasan pengguna berdasarkan kategori sentimen positif, netral, dan negatif. Pada penelitian ini digunakan N-gram dari unigram hingga 5-gram untuk menangkap konteks kata secara lebih luas.



- Pada sentimen positif, hasil N-gram (1–5) menunjukkan dominasi frasa yang berkaitan dengan manfaat aplikasi, seperti kemudahan belajar, kualitas materi, dan bantuan dalam memahami pelajaran. Hal ini menandakan bahwa pengguna merasa aplikasi pembelajaran online memberikan pengalaman belajar yang membantu dan efektif.
- Pada sentimen netral, N-gram yang muncul umumnya berupa frasa deskriptif yang menjelaskan fitur aplikasi, seperti penggunaan video, materi pembelajaran, atau proses belajar secara umum. Frasa-frasa ini cenderung informatif dan tidak menunjukkan emosi positif maupun negatif yang kuat.
- Sementara itu, pada sentimen negatif, hasil N-gram memperlihatkan frasa yang berkaitan dengan keluhan pengguna, seperti masalah teknis aplikasi, kesulitan masuk akun, error, serta kendala pembayaran atau pembaruan aplikasi. Penggunaan N-gram dengan ukuran lebih besar (bigram hingga 5-gram) membantu memperjelas konteks keluhan yang disampaikan pengguna.

Secara keseluruhan, analisis N-gram dari unigram hingga 5-gram membantu memahami alasan di balik munculnya setiap kategori sentimen, karena mampu menangkap pola kata tunggal hingga rangkaian frasa yang mencerminkan pengalaman pengguna secara lebih utuh.

BAB VI

PERMODELAN DAN EVALUASI KINERJA

6.1 Metode Klasifikasi

Pada penelitian ini dilakukan permodelan klasifikasi sentimen multikelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Beberapa algoritma machine learning digunakan untuk membandingkan kinerja model, yaitu Logistic Regression, Naive Bayes, Linear SVC, Random Forest, dan Gradient Boosting. Data teks direpresentasikan ke dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF, kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji sebelum dilakukan pelatihan model.

6.2 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu Accuracy, Precision, Recall, F1-Score

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai akurasi sebagai berikut:

- Naive Bayes menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 86,61%
- Logistic Regression memiliki akurasi 86,04%
- Linear SVC memperoleh akurasi 85,47%
- Gradient Boosting 81,76% dan Random Forest 80,34% menunjukkan akurasi yang relatif lebih rendah dibandingkan model lainnya

Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes dan Logistic Regression memiliki performa yang paling stabil dalam mengklasifikasikan sentimen positif, netral, dan negatif pada data ulasan aplikasi pembelajaran.

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis sentimen, ulasan pengguna didominasi oleh sentimen netral, diikuti positif, dan negatif, yang menunjukkan mayoritas ulasan bersifat informatif. Ruangguru memiliki keunggulan pada kemudahan belajar dan pemahaman materi dengan sentimen positif tertinggi, meskipun masih terdapat beberapa keluhan konteks tertentu. PahamiUnggul pada fitur pembelajaran tetapi sering mengalami masalah teknis, sedangkan Quipper meskipun membantu dalam belajar memiliki sentimen negatif tertinggi terkait biaya dan kendala akses. Analisis N-gram memperkuat temuan ini, di mana sentimen positif berfokus pada efektivitas pembelajaran, sentimen netral bersifat deskriptif, dan sentimen negatif menyoroti masalah teknis serta kebijakan biaya, sehingga dapat disimpulkan bahwa kelebihan utama ketiga aplikasi terletak pada manfaat pembelajaran, sementara kekurangannya berada pada stabilitas aplikasi dan layanan. Model Naive Bayes menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 86,61%, sehingga dapat dinilai efektif.

7.2 Saran

Pengembang aplikasi disarankan untuk meningkatkan stabilitas sistem dan kualitas layanan berdasarkan ulasan pengguna, sementara penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode berbasis deep learning serta sumber data yang lebih beragam agar hasil analisis sentimen menjadi lebih akurat dan mendalam.