

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Access by KAI Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Beni Ariansyah, Edi Surya Negara

Magister Teknik Informatika, Bina Darma University, Palembang, Indonesia

Informasi Naskah:

Diterima: 02 Januari 2026/ Direview: 03 Januari 2026/ Direvisi: 13 Februari 2026/ Disetujui Terbit: 20 Februari 2026

DOI: 10.33369/pseudocode.13.1.21-27

*Korespondensi: beniariansyah95@yahoo.com

Abstract

The Access By KAI application, developed by PT Kereta Api Indonesia (Persero), allows users to purchase train tickets via mobile devices. This study aims to perform sentiment analysis on user reviews of the Access By KAI application using the naive Bayes algorithm. Data processing was carried out through stages such as case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, and stemming, and evaluation using metrics of accuracy, precision, recall, and F1-score showed that the naive Bayes algorithm provides satisfactory results. The study results indicate that the naive Bayes algorithm is able to classify reviews with an accuracy rate of up to 68% with a precision of 83% for the positive class, 59% for the negative class, and 79% for the neutral class; recall of 67% for the positive class, 93% for the negative class, and 42% for the neutral class. From these results, it is expected to help developers identify the aspects most complained about by users and improve service quality.

Keywords : Sentiment Analysis, KAI Access Application, Naïve Bayes Algorithm

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat telah mendorong pemanfaatan aplikasi digital dalam berbagai sektor, termasuk sektor transportasi. Kereta Api telah menjadi pilihan transportasi yang cukup diminati di Indonesia [1]. PT Kereta Api Indonesia (Persero) didirikan pada tahun 1945, merupakan perusahaan milik negara yang mengawasi, memasok, dan mengendalikan sistem transportasi kereta api di negara ini. Data Badan Pusat Statistik menyebutkan bahwa jumlah penumpang kereta api di Indonesia mencapai 40,88 juta pada Maret 2025, mencakup Pulau Jawa dan Sumatra, termasuk layanan kereta bandara. Kemajuan teknologi informasi juga dimanfaatkan oleh PT KAI untuk memberikan kemudahan kepada masyarakat, salah satunya dengan meluncurkan aplikasi “Access by KAI” untuk mempermudah masyarakat melakukan pemesanan tiket secara online [2]. Aplikasi ini menawarkan fitur pemesanan tiket, pengecekan jadwal dan menyediakan informasi terkait perjalanan [3].

Dengan peluncuran aplikasi ini, pengguna dapat memberikan ulasan di *Google Play Store* yang mencerminkan persepsi mereka mengenai berbagai aspek aplikasi seperti kemudahan pengguna, keamanan, kecepatan, dan stabilitas [4]. Ulasan pengguna merupakan sumber data yang sangat berharga untuk memberikan dampak positif ataupun negative terhadap PT Kereta Api Indonesia (Persero) karena berisi opini, pengalaman, dan persepsi pengguna secara langsung. Namun, seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna,

aplikasi ini juga menerima ribuan ulasan dari pengguna di platform digital yang berisi beragam pendapat, kritik, dan keluhan.

Penelitian terkait yaitu penelitian Sitorus & Zufria (2024) Penelitian ini menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee di *Google Play Store*. Data yang digunakan mencapai 2000 ulasan dengan klasifikasi sentimen negatif, positif, dan netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Naïve Bayes efektif dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna dalam tiga kelas sentimen berbeda secara otomatis [5]. Penelitian berikutnya Anindya & Wijaya (2023) Studi ini melakukan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi CapCut menggunakan metode Naïve Bayes. Penelitian menyoroti efektivitas Naïve Bayes dalam mengidentifikasi sentimen positif, negatif, dan netral dari komentar pengguna, serta menunjukkan bagaimana hasil analisis dapat membantu pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas produk [6]. Penelitian berikutnya Anggara (2025) Studi komparatif ini menganalisis sentiment ulasan aplikasi RSUD AL IHSAN Mobile menggunakan Naïve Bayes dan SVM. Walaupun SVM memiliki performa terbaik, Naïve Bayes tetap menunjukkan akurasi tinggi (98,84%) dalam klasifikasi sentimen pengguna pada data ulasan aplikasi kesehatan berbasis mobile [7]. Penelitian berikutnya Luthfi, Faqih & Dwilestari (2024) Penelitian ini menerapkan Naïve Bayes yang dikombinasikan dengan teknik SMOTE untuk mengatasi masalah data tidak seimbang pada analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi by.U. Penerapan

teknik SMOTE terbukti membantu meningkatkan kinerja Naïve Bayes dalam klasifikasi sentiment [8]. Penelitian berikutnya Safira dan Hasan (2023) membahas analisis sentimen masyarakat terhadap layanan Paylater menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui persepsi publik berdasarkan opini yang dikumpulkan dari media digital, yang kemudian diproses melalui tahapan preprocessing teks dan diklasifikasikan ke dalam sentimen positif dan negatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Naive Bayes cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen, di mana sentimen positif umumnya terkait kemudahan dan fleksibilitas pembayaran, sedangkan sentimen negatif berkaitan dengan risiko utang dan bunga yang tinggi, sehingga penelitian ini dapat menjadi bahan evaluasi bagi penyedia layanan dan pengguna Paylater [9].

Permasalahan utama yang muncul adalah banyaknya data ulasan dalam bentuk teks bebas yang sulit dianalisis secara manual karena jumlahnya besar, tidak terstruktur, dan terus bertambah setiap waktu. Selain itu, ulasan pengguna sering kali mengandung emosi dan opini subjektif yang mencerminkan kepuasan maupun ketidakpuasan [10] terhadap aplikasi. Tanpa adanya analisis sentimen yang sistematis, pihak pengelola aplikasi akan kesulitan mengidentifikasi pola masalah utama, seperti gangguan sistem, kesalahan fitur, performa aplikasi yang lambat, atau ketidakpuasan terhadap layanan tertentu. Akibatnya, masukan dari pengguna tidak dapat dimanfaatkan secara optimal sebagai bahan evaluasi dan pengambilan keputusan strategis untuk pengembangan aplikasi.

Permasalahan lain yang dihadapi adalah ketidakseimbangan antara ulasan positif dan negatif yang sering kali tidak terdeteksi secara akurat. Ulasan negatif yang penting bisa tenggelam di antara ulasan lain, sehingga potensi masalah serius tidak segera ditangani. Hal ini dapat berdampak pada menurunnya tingkat kepercayaan dan loyalitas pengguna, serta citra perusahaan di mata publik, khususnya di era digital yang sangat dipengaruhi oleh opini pengguna [11].

Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang mampu mengolah dan mengklasifikasikan ulasan pengguna secara otomatis, cepat, dan akurat. Metode *text mining* dengan analisis sentimen menjadi solusi yang relevan untuk mengelompokkan ulasan ke dalam kategori positif, negatif, maupun netral [12]. Dalam penelitian ini, algoritma Naïve Bayes dipilih karena memiliki keunggulan dalam kesederhanaan, efisiensi komputasi, serta performa yang baik dalam klasifikasi teks. Algoritma ini mampu menangani data berukuran besar dan memberikan hasil klasifikasi yang cukup akurat, sehingga cocok diterapkan pada ulasan aplikasi Access by KAI.

Adapun Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Access by KAI yang diperoleh dari platform *Google Play Store* dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes sebagai metode klasifikasi [13]. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk mengolah dan membersihkan data ulasan melalui tahapan *preprocessing* teks yang meliputi *case folding*, *tokenizing*,

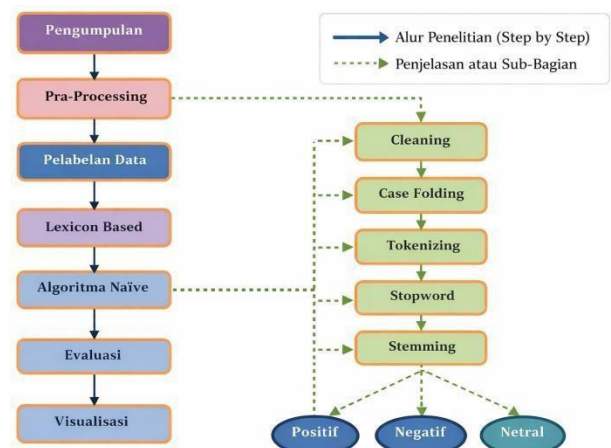
stopword removal, dan *stemming*, sehingga data teks menjadi lebih terstruktur dan siap digunakan dalam proses analisis sentimen. Selanjutnya, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, guna mengetahui kecenderungan persepsi dan tingkat kepuasan pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi Access by KAI.

Selain itu, penelitian ini secara spesifik bertujuan untuk mengukur dan mengevaluasi kinerja algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna dengan menggunakan metrik evaluasi berupa *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta menganalisis hasil *confusion matrix* untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi pada setiap kelas sentimen. Hasil evaluasi tersebut diharapkan mampu memberikan gambaran yang objektif mengenai tingkat keandalan algoritma Naïve Bayes dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Access by KAI. Pada akhirnya, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan informasi berbasis data yang dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi dan rekomendasi strategis bagi pengembang aplikasi Access by KAI dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna secara berkelanjutan.

Diharapkan dari hasil penelitian ini tidak hanya memberikan gambaran mengenai ulasan sentimen pengguna dari aplikasi, tetapi juga dapat menjadi referensi bagi perusahaan meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna secara berkelanjutan. Ulasan pengguna menjadi sangat penting untuk mengetahui bagaimana persepsi masyarakat terhadap fitur, kinerja, dan kualitas layanan yang diberikan. Sentimen positif dapat menunjukkan aspek-aspek aplikasi yang telah memenuhi harapan pengguna aplikasi, sedangkan sentimen negatif dapat mengindikasikan adanya kekurangan atau permasalahan pada aplikasi sehingga perlu segera diperbaiki dan menjadi fokus perusahaan untuk berbenah. Ulasan tersebut juga dapat dimanfaatkan oleh perusahaan ataupun pengembang sebagai bahan evaluasi dan dasar dalam pengambilan keputusan strategis untuk meningkatkan kualitas aplikasi di masa mendatang.

2. Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini aplikasi Access by KAI sebagai objek penelitian dan dilakukan analisis sentimen pada ulasan aplikasi Access by KAI dengan tujuan memahami opini pengguna terhadap layanan yang diberikan dan data pada bentuk teks dengan analisis sentimen berguna untuk memperoleh informasi sentimen yang memiliki kategori positif, negatif, atau netral. Berikut Adalah alur penelitian tersebut dapat dilihat pada gbr. 1. di bawah ini:



Gbr. 1. Kerangka Berpikir

Adapun penjelasan dari gambar tersebut adalah :

2.1. Pengumpulan Data

Data didapat dari ulasan aplikasi Access by KAI dengan menggunakan metode *scraping* pada Play Store. Dan diproses pada *google collab* menggunakan *coding* phyton. Hasil data tersebut dapat dilihat pada gbr. 2. di bawah ini :

```
• <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
  RangeIndex: 10000 entries, 0 to 9999
  Data columns (total 5 columns):
   #   Column          Non-Null Count  Dtype
  ---  ---
   0   Review ID       10000 non-null  object
   1   Username        10000 non-null  object
   2   Rating          10000 non-null  int64
   3   Review Text     10000 non-null  object
   4   Date            10000 non-null  object
  dtypes: int64(1), object(4)
  memory usage: 390.8+ KB
```

Gbr. 2. Hasil Data Scraping

2.2. Pra-Processing

Proses ini dilakukan setelah pengumpulan data, dari data awal yang masih tercampur menjadi data bersih yang siap diolah. Tahapan-tahapan *pre-processing* diantaranya adalah :

a. Cleaning Data

Tahap ini pembersihan ulasan yang terdapat, angka, simbol ataupun url. Agar data dengan mudah dibaca oleh mesin. Adapun hasil dari *cleaning data* tersebut dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini :

Tabel 1. Proses Cleaning Data

Review Text	cleaning
kok di buka mental?	kok di buka mental
banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...
bagus sekali	bagus sekali

b. Case Folding

Tahap ini setiap huruf pada kata akan dirubah menjadi *lowercase* atau huruf kecil. Adapun hasil dari *case folding* tersebut dapat dilihat pada tabel 2 di bawah ini :

Tabel 2. Proses Case Folding

Review Text	cleaning	case_folding
kok di buka mental?	kok di buka mental	kok di buka mental
banyak susahnya saat mau beli tiket	banyak susahnya saat mau beli tiket	banyak susahnya saat mau beli tiket

Review Text	cleaning	case_folding
saat natar...	saat natar...	saat natar...

c. Tokenizing

Tahap ini ulasan akan dipisahkan menjadi kata perkata. Adapun hasil dari *tokenizing* tersebut dapat dilihat pada tabel 3 di bawah ini :

Tabel 3. Proses Tokenizing

Review Text	cleaning	case_folding	tokenize
kok di buka mental?	kok di buka mental	kok di buka mental	[kok, di, buka, mental]
banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	[banyak, susahnya, saat, mau, beli, tiket, saa...

d. Stopword Removal

Stopword Removal dilakukan untuk mengurangi kata yang sering muncul yang dirasa tidak penting seperti kata hubung atau waktu. Adapun hasil dari *stopword removal* tersebut dapat dilihat pada tabel 4 di bawah ini :

Tabel 4. Proses Stopword Removal

Review Text	cleaning	case_folding	tokenize	stopword removal
kok di buka mental?	kok di buka mental	kok di buka mental	[kok, di, buka, mental]	[buka, mental]
banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	banyak susahnya saat mau beli tiket saat natar...	[banyak, susahnya, saat, mau, beli, tiket, saa...	[susahnya, beli, tiket, nataru, top, up, kai, ...]

d. Stemming

Proses selanjutnya adalah untuk menghapus imbuhan pada setiap kata atau mengubah setiap kata menjadi kata dasarnya. Serta memperbaiki suatu kata dengan ejaan yang salah. Adapun hasil dari *stemming* tersebut dapat dilihat pada tabel 5 di bawah ini :

Tabel 5. Proses Stemming

Review Text	cleaning	case_folding	tokenize	stopword removal	stemming_data
kok di buka mental ?	kok di buka mental	kok di buka mental	[kok, di, buka, mental]	[buka, mental]	buka mental
banyak susahnya saat mau beli tiket	banyak susahnya saat mau beli tiket	banyak susahnya saat mau beli tiket	[banyak, susahnya, saat, mau, beli, tiket, a, saat,	[susahnya, beli, tiket, nataru,	susah beli tiket nataru top up kai pay

Review Text	cleanin g	case_foldi ng	tokeniz e	stopwor d removal	steming_da ta
beli tiket saat natar...	beli tiket saat natar...	saat natar...	mau, beli, tiket, saa...	top, up, kai, ...	alfamar...

2.3. Pelabelan data

Pada tahap ini setelah data di *procesing* akan dilakukan pelabelan data menggunakan metode *lexicon based*, sehingga data tersebut setelah diolah dengan metode *lexicon based* dapat dibagi menjadi kategori negative, positif atau netral. Adapun hasil dari pelabelan data tersebut dapat dilihat pada tabel 6 di bawah ini :

Tabel 6. Proses Pelabelan Data

steming_data	Score	Sentiment
buka mental	0	Netral
susah beli tiket nataru top up kai pay alfamar...	1	Positif

2.4. Algoritma Naïve Bayes

Pada penelitian ini menggunakan salah satu varian Naïve Bayes yang paling umum digunakan adalah *Multinomial Naïve Bayes* (MultinomialNB). Algoritma ini dirancang khusus untuk menangani data diskrit berbasis frekuensi, seperti jumlah kemunculan kata dalam dokumen, sehingga sangat sesuai untuk analisis sentimen berbasis teks ulasan pengguna.

Naive Bayes adalah suatu metode klasifikasi probabilitas yang sederhana [14], menggunakan model statistik untuk mengestimasi probabilitas yang sederhana, menggunakan model statistik untuk mengestimasi probabilitas setiap kelas berdasarkan atribut yang teramati dan paling umum digunakan karena sederhana dan efisien, terutama untuk dataset berukuran kecil hingga menengah. Dengan asumsi independensi antar fitur, Naïve Bayes bekerja cukup baik dalam kasus teks pendek seperti komentar mahasiswa. Namun, kekurangannya terletak pada ketidakmampuannya menangkap konteks kata secara semantik dan sensitivitas terhadap kata-kata yang jarang muncul. Rumus untuk Naive Bayes dapat dilihat pada Persamaan :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)}$$

Keterangan :

- X : Sampel data dengan kelas yang tidak diketahui
- H : Hipotesis X Adalah data kelas
- P(H) : Probabilitas hipotesis
- P(X) : Probabilitas data sampel yang diamati
- P(X|H) : Probabilitas data sampel X dengan asumsi hipotesis yang benar

MultinomialNB bekerja dengan menghitung probabilitas [15] suatu dokumen termasuk ke dalam kelas sentimen tertentu berdasarkan distribusi frekuensi kata yang muncul pada dokumen tersebut. Dalam konteks penelitian ini, setiap

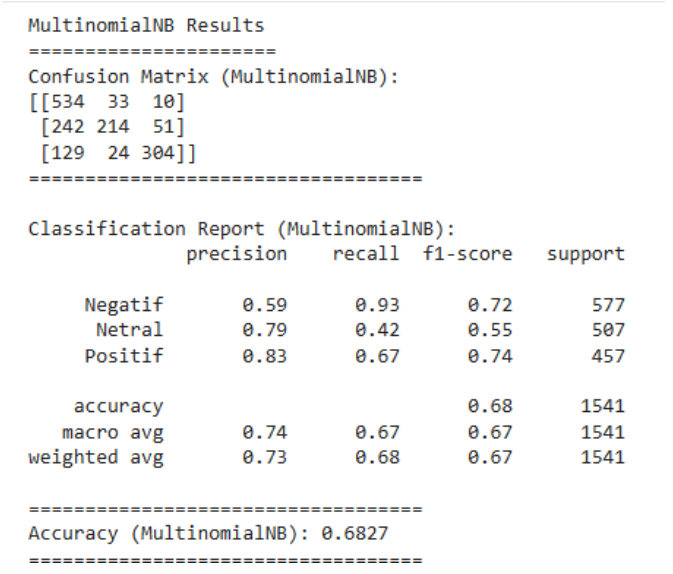
ulasan pengguna aplikasi Access by KAI direpresentasikan sebagai sekumpulan kata hasil dari tahap *pre-processing*, kemudian diubah ke dalam bentuk numerik menggunakan pendekatan *term frequency* atau *TF-IDF*. Nilai frekuensi inilah yang menjadi dasar perhitungan probabilitas dalam algoritma MultinomialNB.

Keunggulan utama Multinomial Naïve Bayes terletak pada kesederhanaan, efisiensi komputasi, dan kemampuannya menangani data teks dalam jumlah besar. Algoritma ini sangat efektif untuk ulasan aplikasi yang umumnya bersifat singkat dan mengandung kata-kata opini yang berulang. Selain itu, MultinomialNB juga relatif mudah diimplementasikan serta mampu memberikan performa yang baik meskipun menggunakan asumsi independensi antar fitur.

Dalam penelitian ini, algoritma Multinomial Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan aplikasi Access by KAI ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada kesesuaiannya dengan karakteristik data teks ulasan serta kemampuannya dalam menghasilkan hasil klasifikasi yang akurat dan dapat diinterpretasikan sebagai dasar evaluasi kualitas layanan aplikasi.

2.5. Evaluasi

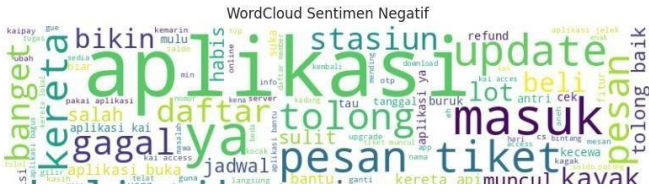
Pada tahap ini dilakukan evaluasi kembali dengan menggunakan perhitungan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Adapun hasil dari evaluasi tersebut dapat dilihat pada gbr. 3. di bawah ini :



Gbr. 3. Hasil Confusion Matrix

2.6. Visualisasi

Analisis visual untuk setiap sentimen yang dihasilkan oleh algoritma terbaik dilakukan menggunakan word cloud. Word cloud merupakan teknik visualisasi dengan menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam data dan pada kasus ini mewakili suatu sentimen secara visual. Adapun hasil dari visualisasi tersebut dapat dilihat pada Gbr. 4, Gbr. 5 dan Gbr 6 dibawah ini beserta penjelasan terkait arti dari tiap wordcloud tersebut :



Gbr. 4. WordCloud Sentimen Negatif

Pada WordCloud Sentimen Negatif yang menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam keluhan atau komentar pengguna, di mana ukuran kata menunjukkan tingkat frekuensi kemunculannya. Terlihat bahwa kata “aplikasi” menjadi yang paling dominan, menandakan bahwa sebagian besar sentimen negatif berkaitan langsung dengan penggunaan aplikasi. Selain itu, kata-kata seperti “error”, “login”, “susah”, “gagal”, “tidak bisa”, dan “buka” juga muncul dengan ukuran besar, yang mengindikasikan banyak pengguna mengalami masalah teknis seperti kegagalan masuk ke akun, aplikasi tidak dapat dibuka, atau sistem yang tidak berjalan dengan baik. Kata “tiket”, “pesan”, “kereta”, dan “stasiun” menunjukkan bahwa keluhan juga sering berkaitan dengan proses pemesanan tiket dan layanan transportasi, sementara kata “bayar”, “refund”, dan “saldo” mencerminkan adanya permasalahan pada transaksi pembayaran dan pengembalian dana. Kemunculan kata seperti “update”, “data”, dan “sistem” mengisyaratkan bahwa pembaruan aplikasi atau gangguan sistem turut menjadi sumber ketidakpuasan pengguna. Secara keseluruhan, word cloud ini menggambarkan bahwa sentimen negatif pengguna didominasi oleh masalah teknis aplikasi, kendala akses akun, serta hambatan dalam proses pemesanan dan pembayaran, yang menjadi aspek utama yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna.



Gbr. 5. WordCloud Sentimen Positif

Pada WordCloud Sentimen Positif yang menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan atau komentar positif dari pengguna, di mana ukuran kata mencerminkan tingkat frekuensi kemunculannya. Kata “aplikasi” dan “bantu” terlihat paling dominan, yang menunjukkan bahwa pengguna merasa aplikasi ini sangat membantu dalam memenuhi kebutuhan mereka. Selain itu, kata-kata seperti “mudah”, “cepat”, “praktis”, dan “nyaman”

mengindikasikan bahwa pengguna menilai aplikasi ini mudah digunakan serta efisien dalam prosesnya. Kemunculan kata “tiket”, “pesan”, “kereta”, dan “jadwal” menandakan kepuasan pengguna terhadap fitur pemesanan tiket dan kemudahan akses informasi transportasi. Kata “bayar”, “transaksi”, dan “saldo” menunjukkan bahwa proses pembayaran dianggap berjalan lancar, sementara kata “promo” dan “harga” mencerminkan apresiasi pengguna terhadap keuntungan tambahan yang diperoleh. Selain itu, kata-kata seperti “bagus”, “mantap”, “ok”, dan “terima kasih” menggambarkan tingkat kepuasan yang tinggi terhadap layanan secara keseluruhan. Secara umum, word cloud ini memperlihatkan bahwa sentimen positif pengguna didominasi oleh pengalaman penggunaan aplikasi yang mudah, cepat, dan membantu, serta fitur pemesanan dan pembayaran yang dinilai efektif dan memuaskan.



Gbr. 6. WordCloud Sentimen Netral

Pada WordCloud Sentimen Netral yang menampilkan kata-kata paling sering muncul dalam ulasan atau percakapan pengguna. Kata yang paling dominan adalah “mudah”, “beli”, “tiket”, “pakai”, “bayar”, dan “buka”, yang menunjukkan bahwa banyak pengguna membahas kemudahan penggunaan layanan, proses pembelian tiket, serta metode pembayaran. Selain itu, muncul pula kata-kata seperti “cepat”, “aplikasi”, “akun”, “login”, “jadwal”, dan “kereta”, yang mengindikasikan fokus pada aspek fungsional aplikasi dan layanan transportasi. Secara keseluruhan, word cloud ini menggambarkan pembahasan yang bersifat informatif dan pengalaman penggunaan sehari-hari, tanpa kecenderungan emosi yang kuat ke arah positif maupun negatif.

3. Hasil dan Pembahasan

Tabel 7. Hasil Klasifikasi Data Latih 80:20

Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.59	0.93	0.72	577
Netral	0.79	0.42	0.55	507
Positif	0.83	0.67	0.74	457
Accuracy			0.68	1541

Dari hasil evaluasi model Naive Bayes yang digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen teks ke dalam tiga kategori utama, yaitu Negatif, Netral, dan Positif. Berdasarkan pengujian terhadap 1.541 data, yang masing-masing telah diberi label sentimen. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk

memberikan gambaran menyeluruh mengenai kinerja model dalam mengklasifikasikan data teks, baik dari segi ketepatan, kemampuan mengenali data dengan benar, maupun keseimbangan performa antar kelas sentimen.

Pada kelas Negatif, model menunjukkan kinerja yang cukup menonjol pada nilai recall sebesar 0,93, yang berarti model mampu mengenali hampir seluruh data negatif dengan sangat baik. Dari 577 data negatif, sebagian besar berhasil terdeteksi sebagai negatif oleh model. Namun, nilai precision yang hanya 0,59 menunjukkan bahwa masih terdapat cukup banyak data dari kelas lain yang keliru diprediksi sebagai negatif. Dengan demikian, meskipun model sangat sensitif terhadap sentimen negatif, ketepatan prediksinya masih perlu ditingkatkan agar tidak terlalu sering salah mengklasifikasikan data non-negatif. Nilai *f1-score* sebesar 0,72 mencerminkan keseimbangan yang cukup baik antara precision dan recall.

Berbeda dengan kelas negatif, performa model pada kelas Netral terlihat paling lemah dibandingkan kelas lainnya. Meskipun nilai precision cukup tinggi yaitu 0,79, nilai recall hanya 0,42, yang menandakan bahwa model kesulitan mengenali seluruh data netral. Dari total 507 data netral, lebih dari setengahnya tidak berhasil diklasifikasikan dengan benar dan justru masuk ke kategori negatif atau positif. Kondisi ini sering terjadi dalam analisis sentimen karena teks netral memiliki karakteristik yang ambigu dan sering berbagi kosakata dengan sentimen lain. Akibatnya, nilai *f1-score* kelas netral hanya 0,55, yang menunjukkan bahwa kinerja model pada kelas ini masih belum optimal dan menjadi titik lemah utama dari sistem klasifikasi.

Sementara itu, pada kelas Positif, model menunjukkan performa yang relatif baik dan lebih seimbang. Nilai precision sebesar 0,83 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi positif yang dihasilkan oleh model memang benar-benar positif. Nilai recall sebesar 0,67 menandakan bahwa model mampu mengenali sekitar dua pertiga dari seluruh data positif yang ada. Dengan *f1-score* sebesar 0,74, dapat disimpulkan bahwa model cukup konsisten dalam mendeteksi sentimen positif, meskipun masih ada sebagian data positif yang belum teridentifikasi dengan baik.

Secara keseluruhan, model Naive Bayes ini menghasilkan akurasi sebesar 0,6827 atau sekitar 68%, yang berarti hampir tujuh dari sepuluh data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai macro average *f1-score* sebesar 0,67 menunjukkan bahwa jika seluruh kelas dianggap memiliki bobot yang sama, performa model berada pada tingkat sedang. Sementara itu, weighted average *f1-score* sebesar 0,67 memperhitungkan jumlah data di setiap kelas, sehingga mencerminkan performa model yang cukup stabil meskipun terdapat perbedaan jumlah data antar kelas.

Dari keseluruhan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa Multinomial Naive Bayes cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen negatif dan positif, namun belum optimal dalam mendeteksi sentimen netral. Untuk meningkatkan performa model, terutama pada kelas netral, dapat dilakukan berbagai pengembangan seperti penambahan data latih, perbaikan proses prapemrosesan teks, penggunaan teknik penyeimbangan data, atau penerapan algoritma klasifikasi lain yang lebih kompleks. Dengan demikian, laporan ini tidak hanya menunjukkan hasil evaluasi, tetapi

juga memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan sistem analisis sentimen ke tahap yang lebih lanjut.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil klasifikasi dari model Algoritma Naive Bayes dengan data latih 80:20 dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen dengan tingkat akurasi sekitar 68%. Model menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengenali sentimen negatif, terbukti dari nilai *recall* yang tinggi, serta performa yang relatif stabil dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan prediksi. Namun demikian, kelas netral menjadi kelemahan utama model, karena meskipun prediksi yang dihasilkan cukup akurat, model masih kesulitan mengenali sebagian besar data netral secara menyeluruh. Hal ini menyebabkan banyak data netral terklasifikasi ke dalam kelas negatif atau positif. Secara keseluruhan, model sudah layak digunakan sebagai sistem analisis sentimen dasar, tetapi masih memerlukan peningkatan agar hasil klasifikasi lebih seimbang dan akurat di semua kelas.

Untuk meningkatkan kinerja model, khususnya pada kelas netral, disarankan untuk meningkatkan kualitas dan kuantitas data latih. Selain itu, proses pra-pemrosesan teks seperti normalisasi kata, penghapusan kata tidak bermakna (*stopword removal*), serta penggunaan *stemming* dapat dioptimalkan agar fitur yang digunakan lebih representatif. Penggunaan metode pembobotan fitur seperti TF-IDF juga dapat membantu model membedakan kata-kata yang memiliki pengaruh besar terhadap sentimen tertentu. Di sisi algoritma, dapat dipertimbangkan untuk membandingkan Algoritma Naive Bayes dengan model lain seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Logistic Regression*, atau model berbasis *deep learning*, yang umumnya lebih baik dalam menangani Bahasa baku. Dengan menerapkan langkah-langkah tersebut, diharapkan sistem analisis sentimen dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat, seimbang, dan andal untuk kebutuhan analisis data selanjutnya.

Referensi

1. Rahmatunnisa, S. N., Utami, A., & Nurhidayat, A. Y. (2021). Probabilitas Perpindahan Penumpang Transportasi Massal Berbasis Rel (Studi Kasus Kereta Api Argo Parahyangan Terhadap Kereta Cepat Jakarta-Bandung). *Ge-STRAM: Jurnal Perencanaan Dan Rekayasa Sipil*, 4(2), 91-96.
2. Zacky, F. M., Putri, S. I., Pansla, R. A., Gusva, S. R. P., & Helmi, R. F. (2024). Implementasi Penerapan Aplikasi Access by KAI terhadap Kepuasan Pelanggan di Stasiun Kereta Api Simpang Haru. *Jurnal Ilmu Komunikasi Dan Sosial Politik*, 2(2), 290-294.
3. Febriana, W., Madani, M., Widyawati, L., Assa'ady, M. C. U., & Sumadewa, I. N. Y. (2024). Pengembangan Sistem Informasi Manajemen Pengelolaan Travel Berbasis WEB. *TheJournalish: Social and Government*, 5(4), 441-451.
4. Siregar, M. Z., Elhanafi, A. M., & Irwan, D. (2025). Analisis Sentimen

- Terhadap Ulasan Aplikasi Media Sosial di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(2), 3373-3381.
5. Sitorus, R. A., & Zufria, I. (2024). Application of the naïve Bayes algorithm in sentiment analysis of using the Shopee application on the Play Store. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 15(1), 53-66.
 6. Anindya, V. F., & Wijaya, A. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Capcut Menggunakan Metode Naive Bayes:" Telaah Kualitas Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Capcut dengan Metode Naive Bayes: Sebuah Analisis Mendalam". *JURNAL INFORMATIKA DAN SISTEM INFORMASI*, 3(2), 24-33.
 7. Anggara, M. B. (2025). Comparison of Naïve Bayes and SVM Methods in Sentiment Analysis of User Reviews on the RSUD Al IHSAN Mobile Application: Perbandingan Metode Naive Bayes dan SVM Dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi RSUD AL IHSAN MOBILE. *Competitive*, 20(1), 32-42.
 8. Luthfi, A. H., Faqih, A., & Dwilestari, G. (2025). Accuracy in Sentiment Analysis of the by. U Application Using Naïve Bayes and SMOTE Techniques. *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications (JAIEA)*, 4(2), 708-719.
 9. Safira, A., & Hasan, F. N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi*, 5(1), 59-70.
 10. Hutasoit, J. B., Sibarani, R. M. Y., Tarigan, K. E., Milala, C. A., & Lubis, R. N. P. (2025). Analisis Kepuasan Pelanggan Terhadap Pelayanan Driver Online: Tinjauan Literatur dan Temuan Terkini. *Jurnal Media Akademik (JMA)*, 3(3).
 11. Gaspersz, R., Pelamonia, M., Izaak, D., & Yoris, J. (2024). Peran influencer media sosial dalam membentuk opini publik: Systematic literature review pada studi kasus di Indonesia. *Jurnal Badati*, 6(2), 253-266.
 12. Mailoa, F. F. (2021). Analisis sentimen data twitter menggunakan metode text mining tentang masalah obesitas di indonesia. *Journal of Information Systems for Public Health*, 6(1), 44-51.
 13. Ridwan, A. (2020). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus. *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, 4(1), 15-21.
 14. Susana, H. (2022). Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 4(1), 1-8.
 15. Rinaldi, R., Goejantoro, R., & Syaripuddin, S. (2021). Penerapan Metode Klasifikasi Multinomial Naive Bayes:(Studi Kasus: PT Prudential Life Samarinda Tahun 2019). *EKSPONENSIAL*, 12(2), 111-118.