

Implementasi Algoritma *Naïve Bayes* Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna KAI Access

Risma Faris Triana^{1*}, Ade Irma Purnama Sari², Agus Bahtiar³, Edi Wahyudin⁴
 Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Cirebon, Indonesia
 *e-mail *Corresponding Author*. rismaft9@gmail.com

Abstract

The internet have an important role in facilitating access to various applications, including KAI Access, which is designed to improve public transportation services. This application allows users to book tickets, check schedules, and get travel information efficiently. This study seeks to enhance the sentiment analysis model for user reviews by utilizing the Naïve Bayes algorithm. User review data taken from Google Play was preprocessed using TF-IDF technique to represent text as numerical vectors. Of the 1000 reviews analyzed, 965 reviews were processed and 35 reviews were deleted. The results showed negative sentiment (44.2%), followed by neutral (31.1%) and positive sentiment (24.7%). The Naïve Bayes algorithm produced an accuracy of 96.89% on the test data and 94.55% on the training data. These findings show that the Naïve Bayes algorithm is effective in classifying the sentiment of user reviews, providing important insights for improving the quality of app services.

Keywords: *Sentiment analysis; Naïve Bayes Algorithm; KAI Access; User reviews; TF-IDF*

Abstrak

Internet berperan penting dalam memfasilitasi akses terhadap berbagai aplikasi, termasuk KAI Access, yang dirancang untuk meningkatkan layanan transportasi publik. Aplikasi ini memungkinkan pengguna memesan tiket, mengecek jadwal, dan mendapatkan informasi perjalanan secara efisien. Penelitian ini bertujuan meningkatkan model klasifikasi sentimen ulasan pengguna memakai algoritma *Naïve Bayes*. Data ulasan pengguna yang didapat dari *Google Play* diolah memakai praproses dengan teknik *TF-IDF* untuk merepresentasikan teks sebagai vektor numerik. Dari 1000 ulasan yang dianalisis, sebanyak 965 ulasan diproses dan 35 ulasan dihapus. Hasil penelitian menunjukkan sentimen negatif (44,2%), diikuti sentimen netral (31,1%) dan positif (24,7%). Algoritma *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi 96,89% pada data uji dan 94,55% pada data latih. Temuan ini menegaskan jika algoritma *Naïve Bayes* sesuai ketika pengklasifikasian sentimen ulasan pengguna, memberi wawasan penting untuk memperbaiki performa layanan aplikasi.

Kata kunci: *Analisis sentimen; algoritma Naïve Bayes; KAI Access; ulasan pengguna; TF-IDF*

1. Pendahuluan

Pada era digital yang berkembang pesat, aplikasi *mobile* telah menjadi salah satu sarana penting dalam kehidupan sehari-hari. Layanan berbasis aplikasi semakin banyak digunakan untuk mempermudah berbagai aktivitas, termasuk dalam bidang transportasi. Salah satu aplikasi yang memiliki peran penting dalam sektor transportasi publik di Indonesia adalah *Access by KAI*, yang merupakan aplikasi resmi dari PT Kereta Api Indonesia (KAI) untuk pembelian tiket kereta api dan mendapatkan informasi terkait perjalanan. *Access by KAI* merupakan revamp dari aplikasi sebelumnya yang bernama *KAI Access*. *Access by KAI* dirilis pada tanggal 10 agustus 2023 [1]. Analisis sentimen adalah proses menggunakan teknologi *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengidentifikasi, memahami, dan mengklasifikasikan emosi atau opini dalam teks digital menjadi sentimen positif, negatif, atau netral [2]. Analisis sentimen dapat dimanfaatkan untuk mengukur kepuasan pelanggan, memantau merek, menganalisis opini publik, memahami sentimen politik, melakukan riset pasar, serta memantau dan mengevaluasi tanggapan di media sosial.

Access by KAI telah dikembangkan sebagai perbaikan dari aplikasi sebelumnya, *KAI Access*, masih terdapat masalah dalam memastikan kepuasan pengguna. Pengguna sering

meninggalkan ulasan dan rating di *Google Play* sebagai bentuk umpan balik terhadap layanan aplikasi ini. Namun, memahami pola sentimen pengguna secara otomatis menjadi sulit karena ulasan sering kali menggunakan bahasa informal, singkatan, emotikon, serta ekspresi yang bervariasi. Selain itu, jumlah ulasan yang besar juga menjadi masalah tersendiri dalam proses analisis manual. Kondisi diharapkan adalah sistem yang mampu menganalisis sentimen pengguna dengan cepat dan akurat agar dapat menjadi dasar perbaikan layanan aplikasi

Untuk mengatasi tantangan tersebut, penelitian ini menyarankan pengaplikasian algoritma *Naïve Bayes* untuk menganalisa sentimen ulasan pengguna Access by KAI. *Algoritma Naïve Bayes digunakan karena keunggulannya ketika memproses teks* dalam jumlah besar secara efisien serta kesederhanaannya dalam implementasi. Model klasifikasi ini dikombinasikan dimana metode yang dipakai ialah *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)* ketika merepresentasikan teks jadi bentuk numerik yang lebih tertata. *Naïve Bayes* merupakan algoritma yang banyak diterapkan ketika melakukan analisis sentimen dikarenakan simple serta keterampilan yang efisien dalam menangani teks dalam jumlah besar [3]. Algoritma *Naïve Bayes* dimanfaatkan ketika mengelompokkan ulasan pengguna aplikasi KAI Access di *Google Play* menjadi tiga jenis sentimen: positif, netral, dan negatif.

Penelitian ini mempunyai tujuan untuk mengaplikasikan algoritma *Naïve Bayes* ketika mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Access by KAI serta mengevaluasi tingkat akurasinya. Selain itu, diharapkan bahwa hasil analisis sentimen ini akan memberi pengembang aplikasi informasi tentang cara meningkatkan kualitas layanan berdasarkan ulasan pengguna. Dengan memahami pola sentimen pengguna, pengembang dapat membuat keputusan strategis untuk meningkatkan fitur aplikasi dan meningkatkan kepuasan pelanggan.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian yang dilakukan Rhamadanti, Ahmad Rifa'i, Fatihanursari Dikananda, dan Khaerul Anam membahas mengenai Penerapan Algoritma *K-NN* dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Terhadap Aplikasi "Access by KAI". Hasilnya menjelaskan jika model paling baik mendapatkan nilai $K=17$ di proporsi perbandingan data 90:10, model memperoleh akurasi 87%, *presisi* 87%, *recall* 100%, serta *F1-score* 93%. Penelitian tersebut mendemonstrasikan efektivitas algoritma *K-NN* dalam konteks menganalisis sentimen, yang relevan dimana tujuan dari penelitian mengenai peningkatan klasifikasi sentimen. Namun, penelitian ini terbatas pada klasifikasi sentimen umum dan tidak mempertimbangkan penggunaan algoritma lain, seperti *Naïve Bayes*, yang juga mampu menghasilkan hasil yang baik saat analisis sentimen. Sehingga di penelitian ini memberikan sebuah space agar bisa di eksplor lebih luas tentang penerapan algoritma *Naïve Bayes* dalam konteks yang sama untuk mendapatkan wawasan lebih luas tentang sentimen pengguna dalam ulasan aplikasi. [4]

Penelitian yang dilakukan Tukino dan Fifi adalah memakai metode *Support Vector Machine* (SVM) ketika menganalisa sentimen pengguna pada layanan GoJek di Kota Batam dengan tujuan untuk memahami kepuasan dan persepsi pengguna. Data dihimpun dengan ulasan di media sosial dan aplikasi GoJek selama enam bulan dan diproses melalui langkah-langkah pra-pemrosesan seperti penghapusan data duplikat dan tokenisasi sebagai sumber. Hasil analisis menunjukkan bahwa model SVM memiliki akurasi rata-rata 88.5% dalam mengklasifikasikan sentimen, dengan performa yang baik untuk ulasan positif (90.0% akurasi) dan negatif (88.6% akurasi), tetapi menghadapi tantangan dalam klasifikasi ulasan netral.[5]

Penelitian ini mengeksplorasi penggunaan *Bidirectional LSTM* (BiLSTM) untuk analisis sentimen terhadap layanan Grab Indonesia, dengan tujuan untuk mengukur tingkat kepuasan pengguna melalui data komentar di *Playstore*. Dari hasil pengujian, BiLSTM menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan LSTM, mencapai akurasi 91% dan *training loss* 28%, sedangkan LSTM hanya mencapai 76% dalam akurasi. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 5000 data berbahasa Indonesia, dikelompokkan menjadi label negatif, netral, dan positif. Metode *preprocessing* yang diterapkan termasuk *case folding*, *tokenizing*, dan *feature extraction* dengan *Bag of Words*. [6]

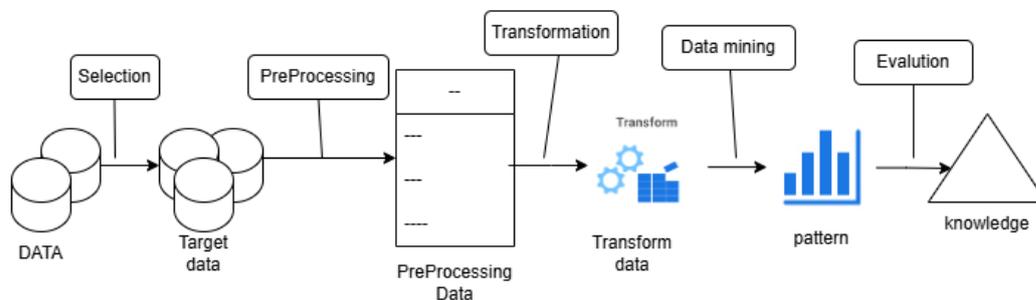
Pada penelitian sebelumnya, berbagai metode telah digunakan untuk analisis sentimen dalam berbagai aplikasi. Rhamadanti et al. menerapkan algoritma *K-NN* pada ulasan pengguna aplikasi Access by KAI, dengan model terbaik diperoleh pada $K=17$ dan rasio data 90:10, menghasilkan akurasi 87% serta *F1-score* 93% [4]. Sementara itu, Tukino dan Fifi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) ketika mengevaluasi sentimen pengguna terhadap layanan GoJek di Kota Batam, dengan hasil akurasi rata-rata 88.5%, namun menghadapi kesulitan dalam

klasifikasi ulasan netral [5]. Selain itu, penelitian lain mengeksplorasi *Bidirectional LSTM* (BiLSTM) dalam analisis sentimen ulasan layanan Grab Indonesia, menunjukkan bahwa BiLSTM memiliki performa lebih baik dibandingkan LSTM, dengan akurasi 91% dan *training loss* 28% dalam pengujian dataset berbahasa Indonesia yang terdiri dari 5000 data [6].

Meskipun berbagai metode telah diterapkan, penelitian sebelumnya belum banyak mengeksplorasi algoritma *Naïve Bayes*, yang dikenal sebagai pendekatan yang efisien untuk klasifikasi teks dengan konsumsi sumber daya yang lebih rendah dibandingkan deep learning. Selain itu, penelitian terdahulu tentang analisis sentimen pada *Access by KAI* masih terbatas pada penggunaan metode *K-NN*, tanpa membandingkan kinerjanya dengan metode lain seperti *Naïve Bayes*, yang memiliki potensi untuk memberikan hasil yang kompetitif. Penelitian ini memiliki fokus dalam penerapan *Naïve Bayes* untuk klasifikasi sentimen ulasan pengguna *KAI Access*, yang sebelumnya belum banyak dikaji. Selain itu, penelitian ini akan mengoptimalkan model dengan teknik *preprocessing* teks yang lebih lengkap, seperti penghapusan *stopword*, *stemming*, *tokenizing*, dan pembobotan *TF-IDF*. Model akan dievaluasi berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, serta *F1-score*, serta jika membandingkan kepada hasil penelitian sebelumnya untuk menentukan efektivitas pendekatan *Naïve Bayes* dalam menganalisa sentimen ulasan pengguna *KAI Access*.

3. Metodologi

Metode yang diterapkan di penelitian ini ialah *Knowledge Discovery in Database (KDD)* digunakan dengan pendekatan kuantitatif untuk melakukan analisa sentimen ulasan pengguna *KAI Access* di *Google Play*. *Knowledge Discovery in Database Process (KDD)* didefinisikan sebagai suatu metode yang dapat dipakai ketika proses mining data [9]. Tahapan dalam metode penelitian ini mencakup memilah data (*data selection*), prapemrosesan data (*preprocessing data*), mentransformasi data, penerapan data mining, serta analisis hasil. Jalan penelitian bisa dilihat berdasarkan Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

Gambar 1 merupakan kerangka metode penelitian yang akan digunakan untuk melakukan analisis sentimen, dari setiap langkah yang akan dilakukan memiliki pengertian dan tujuan sendiri.

Data selection menggunakan Teknik *Crawling data* yang digunakan dalam pengumpulan data dari berbagai jenis sumber baik berupa website atau media sosial. Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional [10]. Didalam penelitian ini menggunakan data dari ulasan *KAI Access* yang ada pada *platform Google play*. Proses pengumpulan data dimulai pada tanggal 16 Oktober 2024 sampai 8 November 2024 berjumlah 1000 ulasan tentang *KAI access* dengan format file *csv*.

Preprocessing merupakan suatu rangkaian yang dijalankan untuk mempersiapkan data awal untuk selanjutnya diolah dalam analisis atau model pembelajaran mesin (*machine learning*). Tujuan dari *preprocessing* memiliki tujuan mengonversi data yang masih acak atau belum rapi strukturnya menjadi format yang lebih teratur dan konsisten, relevan, serta bisa digunakan dengan efektif dalam analisis atau model. *Dataset* ulasan *KAI access* akan melalui tahap pembersihan

data dalam proses *preprocessing* yang mencakup *cleaning*, *case folding*, *tokenize*, *stopword removal*, *stemming*, *translate data*, *labeling*, serta *split data*. *Cleaning* bertujuan untuk menghapus bagian yang kurang relevan ketika memproses pengelompokan serta menghapus data ganda [11]. *Case folding* memiliki tujuan mengonversi seluruh huruf dalam teks jadi huruf kecil supaya data lebih konsisten dan akurat untuk tahap pemrosesan berikutnya [12]. *Tokenize* bertujuan memecah teks jadi unit yang kecil, misalnya kata, frasa, simbol, ataupun elemen lain yang memiliki makna tertentu [13]. *Stopword removal* merupakan suatu rangkaian menghapus kata yang banyak terlihat tapi tidak memiliki makna jelas [14]. *Stemming* ialah proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya [15]. *Translate data* berfungsi mengonversi teks berbahasa Indonesia ke dalam bahasa Inggris menggunakan library GoogleTrans dalam Python. Sementara itu, *labeling* dilakukan dengan bantuan NLTK (*Natural Language Toolkit*), sebuah library dalam Python, untuk menentukan sentimen data sebagai positif, netral, atau negative [16]. Penentuan sentimen data didasarkan pada *compound score*, di mana skor lebih dari nol dianggap positif, kurang dari nol dianggap negatif, dan tepat nol dikategorikan sebagai netral. Sementara itu, proses *split data* dilakukan dengan pembagian 80:20, yakni 80% data latih serta 20% data uji.

Transformasi dilakukan untuk memperoleh representasi dokumen yang sesuai. Pada tahap ini, fitur diekstraksi menggunakan metode *TF-IDF* [8]. Proses Data Mining digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pada ulasan setelah melalui tahap transformasi, dengan menerapkan algoritma *Naïve Bayes*.

4. Hasil dan Pembahasan

Dataset yang digunakan berasal dari 1.000 ulasan pengguna KAI Access di *Google play* yang diperoleh melalui proses *Crawling*. Data ini kemudian melewati tahap *preprocessing* agar dapat digunakan dalam pelabelan sentimen serta klasifikasi dengan algoritma *naïve bayes*. tabel 1 memperlihatkan data awal sebelum melewati rangkaian pemilahan atau *preprocessing*.

Tabel 1. Hasil *Crawling* data

userName	at	Score	Content
Nabil Saputra	2024-11-08 13:42:43	1	hHEI PARA PETINGGI KAI HARISNYA PEMBAYARAN SEM...
Ayu Ambarwati	2024-11-08 13:11:52	1	Aplikasi super lemot dikit-dikit error harus u...
Dayat Boy	2024-11-08 12:26:05	1	Top up kai pay lewat m. Bangking sukses tp sal...
Kurnia Fazri	2024-11-08 12:21:15	2	Ini ko suka gini ya apk nya,di ovo transaksi n...
Rahmad Akbar	2024-11-08 12:10:31	1	Pelayanan buruk refund dana pembelian pulsa ga...

Pembersihan data ini dilakukan untuk membantu mempermudah dalam proses pelabelan dan klasifikasi algoritma *naïve bayes*

Tabel 2. Hasil Pembersihan Data

cleaned_text
hHEI PARA PETINGGI KAI HARISNYA PEMBAYARAN SEM...
Aplikasi super lemot dikitdikit error harus ul...
Top up kai pay lewat m Bangking sukses tp sald...
Ini ko suka gini ya apk nyadi ovo transaksi ny...
Pelayanan buruk refund dana pembelian pulsa ga...

case_folding
hhei para petinggi kai harisnya pembayaran sem...
aplikasi super lemot dikitdikit error harus ul...
top up kai pay lewat m bangking sukses tp sald...
ini ko suka gini ya apk nyadi ovo transaksi ny...
pelayanan buruk refund dana pembelian pulsa ga...
Tokenize
[hhei, para, petinggi, kai, harisnya, pembayaran, sem...]
[aplikasi, super, lemot, dikitdikit, error, harus, ul...]
[top, up, kai, pay, lewat, m, bangking, sukses, tp, sal...]
[ini, ko, suka, gini, ya, apk, nyadi, ovo, transaksi, ny...]
[pelayanan, buruk, refund, dana, pembelian, pulsa, ga...]
Filtering/stopword removal
[hhei, petinggi, kai, harisnya, pembayaran, bank, nyusain, doank]
[aplikasi, super, lemot, dikitdikit, error, ulang, itu]
[top, up, kai, pay, m, bangking, sukses, tp, saldo, kai]
[ko, suka, gini, ya, apk, nyadi, ovo, transaksi, nya, hasil...]
[pelayanan, buruk, refund, dana, pembelian, pulsa, gagal, minggu]
stemming_data
hhei petinggi kai haris bayar bank nyusain doank...
aplikasi super lot dikitdikit error ulang itu.....
top up kai pay m bangking sukses tp saldo kai.....
ko suka gin ya apk nyadi ovo transaksi nya has.....
layan buruk refund dana beli pulsa gagal mingg.....

Tabel 2 menampilkan hasil *preprocessing* data setelah melalui beberapa tahap, termasuk *cleaning* untuk menghapus mention, hashtag, URL, emoji, angka, juga karakter yang lain, *case folding* untuk mengkonversi teks kedalam huruf kecil, *tokenizing* dilakukan supaya kalimat terpecah jadi kata-kata, *stopword removal* dengan tujuan menghilangkan kata-kata yang tidak mempunyai makna jelas, serta *stemming* untuk mengkonversi kata berimbuhan menjadi bentuk dasar. Data ulasan yang awalnya 1000 dilakukan pembersihan untuk menghapus duplikat sehingga tersisa 965 data ulasan, kemudian nantinya data ini akan digunakan untuk analisis sentimen.

Tabel 3. Hasil Translate

Translation
The day the top officials have to pay the bank is just a pain
The Super Lot application has a few errors and is looking for tickets or not
top up kai pay m banking successful but kai pay balance does not enter this application loss
ko like gin yes apk become ovo transaction that result apk kai that appear ticket that transaction that
Bad service, refund of credit purchase funds failed, clear week

Tabel 3 merupakan hasil *translate* data dengan *library googletrans* yang digunakan didalam bahasa pemrograman *python*.

Hasil *translate* data akan diproses lebih lanjut untuk pelabelan sentimen dengan memanfaatkan *library NLTK (Natural Language Toolkit)*. NLTK merupakan pustaka atau toolkit untuk pemrosesan bahasa alami yang ditulis dalam bahasa pemrograman *Python*. *Labeling* dilakukan berdasarkan *compound_score* yang menentukan positif, negatif, dan netral.

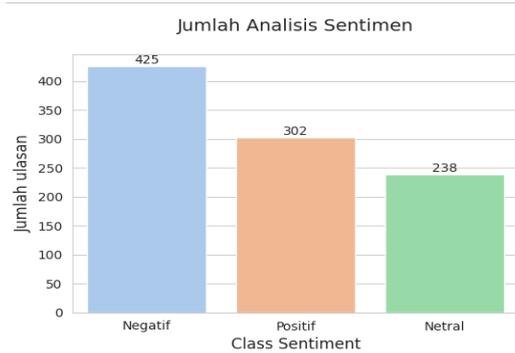
Tabel 4. Hasil *Library NLTK*

Translate	Compound Score	Sentimen
Really bad app, good one that takes a long time to use, huh?	-0.1604	Negatif
Good help	0.6808	Positif
Open kai access basic upgrade account before registering transactions see ticket history see list of entries entered follow directions to upgrade system says already exists	0.0	Netral

Tabel 4 di atas menunjukkan hasil analisis sentimen dari ulasan pengguna aplikasi KAI Access menggunakan *library NLTK*, khususnya algoritma *VADER Sentiment Analysis*. Analisis ini menghasilkan skor sentimen (*compound score*) yang mencerminkan kecenderungan emosional dari ulasan, serta label sentimen berupa positif, netral, atau negatif berdasarkan bobot kata-kata yang ada dalam teks. Sebagai contoh, ulasan pertama, "*Really bad app, good one that takes a long time to use, huh?*", dikategorikan sebagai negatif karena kata-kata seperti "*bad*" dan "*long time*" memiliki bobot sentimen negatif yang lebih dominan dibandingkan kata positif seperti "*good*". Ulasan kedua, "*Good help*", dikategorikan sebagai positif karena kata "*good*" memiliki bobot sentimen positif yang signifikan. Sedangkan ulasan ketiga, "*Open KAI Access, upgrade basic account before registering transactions, see ticket history...*", dikategorikan sebagai netral karena tidak mengandung kata dengan bobot sentimen yang kuat, sehingga skor *compound*-nya berada pada angka netral (0.0). Pendekatan ini menunjukkan bagaimana NLTK mengevaluasi setiap kata dalam ulasan untuk menentukan kategori sentimen keseluruhan secara sistematis.

Pada Gambar 2 Hasil *Labeling* menampilkan hasil pelabelan sentimen pada seluruh data menggunakan *library NLTK*. Hasil Dari proses ini, diperoleh 425 ulasan dengan sentimen negatif, 302 ulasan positif, dan 238 ulasan netral.

Setelah *labeling*, data sentimen akan dikelompokkan jadi dua subjek yaitu data latih juga data uji dimana digunakan pembagian 80% data latih serta 20% data uji. *Tranform data* bertujuan untuk menghitung bobot berdasarkan frekuensi kemunculan kata atau N-gram dalam dataset dengan teknik *TD-IDF* kemudian melakukan pelatihan model algoritma *naïve bayes*. *TF-IDF* berperan dalam menentukan bobot kata dalam teks. Yang dihitung *Term Frequency (TF)* yakni frekuensi munculnya kata di suatu dokumen, sedangkan *Inverse Document Frequency (IDF)* melakukan penilaian urgensi kata di seluruh dataset. Kata yang jarang muncul memiliki bobot lebih besar, sedangkan kata yang sering muncul memiliki bobot lebih kecil [17].



Gambar 2 Hasil *Labeling* data

Model yang telah dilatih kemudian dievaluasi dengan metrik semisal *accuracy*, *precision*, serta *F1-Score*. Berikut adalah rumus perhitungannya.

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah total data}} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ positive + False\ Positive} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ positive + False\ Negative} \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Persamaan (1) digunakan untuk menghitung tingkat akurasi pada seluruh data, sedangkan persamaan (2), (3), dan (4) berfungsi untuk mengukur *precision*, *recall*, juga *F1-score* pada setiap kategori sentimen, yaitu negatif, netral, serta positif.

```

Akurasi Data Uji: 0.9689119170984456
Confusion Matrix data Uji:
      Negatif  Netral  Positif
Negatif    90      0      0
Netral      3     40      3
Positif     0      0     57

```

Gambar 3. *Confusion Matrix* Data uji

Pada gambar 3 Hasil evaluasi model data uji dan *confusion matrix* memperlihatkan jika algoritma *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi besar dengan presentase 96,89% untuk pengklasifikasian data uji. *Confusion matrix* memberikan gambaran lebih rinci mengenai performa model terhadap masing-masing kelas sentimen, yaitu negatif, netral, serta positif. Model mampu mengklasifikasikan 89 data sebagai sentimen negatif dengan tepat tanpa adanya kesalahan ke kelas lain. Pada sentimen netral, 41 data diklasifikasikan dengan benar, namun terdapat 3 kesalahan yang masuk ke kelas negatif dan 3 ke kelas positif. Sedangkan untuk sentimen positif, seluruh 57 data berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa kesalahan. Secara keseluruhan, hasil ini mencerminkan kinerja model yang sangat baik, terutama dalam mendeteksi sentimen negatif dan positif dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Akurasi : 0.9689
Precision Keseluruhan : 0.9726
Recall Keseluruhan : 0.9565
F1-score Keseluruhan : 0.9627

Laporan Klasifikasi:

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.97	1.00	0.98	90
Netral	1.00	0.87	0.93	46
Positif	0.95	1.00	0.97	57
accuracy			0.97	193
macro avg	0.97	0.96	0.96	193
weighted avg	0.97	0.97	0.97	193

Gambar 4. Hasil Klasifikasi *Naïve Bayes*

Gambar 4 merupakan hasil dari pengklasifikasian dengan algoritma *Naïve Bayes* dimana menggunakan perbandingan 80:20 dengan fitur TF-IDF menunjukkan bahwa hasil *accuracy* 96,89%, *precision* 97,26%, *recall* 95,65% dan *f1-score* 96,27%.

Hasil klasifikasi *Model Naïve Bayes* menunjukkan klasifikasi sentimen dataset, dengan akurasi keseluruhan mencapai 96.89%. *Precision*, *recall*, dan *F1-score* keseluruhan masing-masing sebesar 97.26%, 95.65%, dan 96.27%, mencerminkan keseimbangan antara kemampuan model dalam mengenali sampel yang benar dan menghindari kesalahan prediksi. Berdasarkan hasil ini, dapat diposisikan bahwa model *Naïve Bayes* efektif dan dapat diandalkan untuk tugas klasifikasi sentimen.

Hasil evaluasi model dengan data uji dan *confusion matrix* menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* dengan akurasi 96,89%. Secara rinci, model ini berhasil mengklasifikasikan dengan benar 89 data sebagai sentimen negatif, 41 data sebagai sentimen netral meskipun terdapat 6 kesalahan (3 kesalahan ke kelas negatif dan 3 ke kelas positif), dan seluruh 57 data sentimen positif berhasil diklasifikasikan dengan benar. Keunggulan model ini terlihat jelas dalam mengidentifikasi sentimen negatif dan positif, dengan akurasi sempurna pada kelas tersebut.

Dengan perbandingan 80:20 dan penggunaan fitur *TF-IDF*, hasilnya mencakup nilai *precision* 97,26%, *recall* 95,65%, dan *F1-score* 96,27%, mencerminkan keseimbangan optimal antara kemampuan model dalam mengenali sampel yang benar dan menghindari kesalahan klasifikasi. Secara keseluruhannya, hasil ini menegaskan jika model *Naïve Bayes* efektif dalam tugas klasifikasi sentimen dan sangat diandalkan untuk aplikasi sejenis.

Hasil penelitian ini memperkuat keefektifan algoritma *Naïve Bayes* ketika mengklasifikasi sentimen, khususnya dalam analisis ulasan aplikasi. Akurasi sebesar 96,89% yang diperoleh menunjukkan peningkatan jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang menerapkan metode lain, seperti K-NN serta SVM, yang memiliki akurasi lebih rendah. Selain itu, temuan ini menegaskan bahwa *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen negatif dan positif dengan akurasi yang tinggi, serta memberikan hasil yang lebih stabil dalam menangani sentimen netral. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi dalam pemahaman tentang penerapan *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen serta mendukung penggunaannya dalam sistem berbasis ulasan pengguna untuk evaluasi layanan aplikasi.

Secara keseluruhan, penelitian ini menghasilkan hasil yang menguatkan efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dalam klasifikasi sentimen dan menambah bukti bahwa *Naïve Bayes* merupakan pilihan terbaik dalam analisis sentimen, terutama di aplikasi yang membutuhkan efisiensi dan performa yang tinggi seperti pada klasifikasi sentimen aplikasi berbasis ulasan pengguna. Penelitian ini juga memberikan kontribusi tambahan dengan mengoptimalkan teknik preprocessing yang lebih lengkap, yang tidak banyak dibahas dalam penelitian sebelumnya.

5. Kesimpulan

Penelitian menggunakan algoritma *Naïve Bayes* demi meningkatkan model pengklasifikasian sentimen ulasan pengguna aplikasi KAI Access di *Google Play*. Hasil memperlihatkan jika model mempunyai performa yang lebih baik dengan akurasi keseluruhan dengan besaran nilai 96,89%, *precision* keseluruhan sebesar 97,26%, *recall* keseluruhan sebesar 95,65%, dan *F1-score* keseluruhan sebesar 96,27%. Model menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam mengidentifikasi ketiga kategori sentimen. Pada kategori sentimen negatif,

precision mencapai 97%, *recall* 100%, dan *F1-score* 98%, yang menunjukkan konsistensi model dalam mengenali ulasan negatif. Untuk kategori sentimen netral, *precision* mencapai 100%, *recall* 87%, serta *F1-score* 93%, mengindikasikan sedikit kelemahan dalam mengenali semua ulasan netral. Pada kategori sentimen positif, *precision* tercatat sebesar 95%, *recall* 100%, serta *F1-score* 97%, yang memperlihatkan performa lebih baik saat pengklasifikasian ulasan positif. Hasil penelitian ini mempertegas jika algoritma *Naïve Bayes* merupakan metode yang sesuai ketika menjalankan klasifikasi ulasan pengguna menjadi sentimen positif, netral, serta negatif. Selain itu, hasil klasifikasi dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi KAI Access sebagai bahan evaluasi untuk memperbaiki performa pelayanan berdasarkan masukan dari pengguna. Penelitian ini dengan demikian memberikan kontribusi signifikan dalam upaya pengembangan layanan berbasis data pada aplikasi KAI Access.

Daftar Referensi

- [1] P. R. KAI, "Upgrade Aplikasi, KAI Lakukan Grand Launching Access," Kai.Id. Accessed: Nov. 28, 2024. [Online]. Available: https://www.kai.id/information/full_news/5688
- [2] Y. Kurniawati, "How Does Sentiment Analysis Work?," BINUS University. Accessed: Dec. 03, 2024. [Online]. Available: <https://sis.binus.ac.id/2023/11/24/how-does-sentiment-analysis-work/>
- [3] T. E. Unhan, R. I. M. Elalui, and M. E. S. Osial, "Analisis Sentimen Persepsi Masyarakat Terhadap Unhan Ri Melalui Media Sosial," *ANTIVIRUS: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika* Vol. 18 No. 2, pp. 212 – 221, November 2024,. DOI:10.35457/antivirus.v18i2.3902
- [4] A. Rhamadanti, A. Rifa'i, F. Dikananda, and K. Anam, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Access By Kereta Api Indonesia Dengan K-Nearest Neighbor," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, pp. 775–783, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3961.
- [5] T. Tukino and F. Fifi, "Penerapan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pada Layanan Ojek Online," *J. Desain Dan Anal. Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 104–113, 2024, doi: 10.58520/jddat.v3i2.59.
- [6] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- [7] M. K. Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
- [8] Rahel Lina Simanjuntak, Theresia Romauli Siagian, Vina Anggriani, and Arnita Arnita, "Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Shopee Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 23–39, 2023, doi: 10.55606/teknik.v3i3.2411.
- [9] A. Fahlevi, "Proses Data Mining KDD," BINUS University. Accessed: Dec. 09, 2024. [Online]. Available: <https://sis.binus.ac.id/2021/09/30/proses-data-mining-kdd/>
- [10] M. Riadi, "Pengertian, Fungsi, Proses dan Tahapan Data Mining," kajian pustaka. Accessed: Dec. 09, 2024. [Online]. Available: <https://www.kajianpustaka.com/2017/09/data-mining.html>
- [11] A. A. Sentimen, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi ' PeduliLindungi ' pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Model Multinomial," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 6, pp. 464–471, 2022, doi: 10.12962/j23373520.v11i6.94064.
- [12] W. Wahyuni, "Analisis Sentimen terhadap Opini Feminisme Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 4, pp. 148–153, 2022, doi: 10.37034/infekon.v4i4.162.
- [13] I. Oktavia and A. R. Isnain, "Analisis Sentimen Opini Terhadap Tools Artificial Intelligence (AI) Berdasarkan Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, pp. 777–787, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7524.
- [14] Fajar Muharram and Kana Saputra S, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kinerja Walikota Medan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Sist. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 01–12, 2023, doi: 10.59581/jusiik-widyakarya.v1i2.17.
- [15] A. Putra Pratama, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Di Media Sosial Twitter Mengenai Penutupan Fitur Tiktok Shop Menggunakan Algoritma Klasifikasi Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 630–637, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8367.
- [16] E. Mailoa, "Perbandingan Beberapa Algoritma Machine Learning Dalam Analisis Sentimen

- Terkait Pemilihan Presiden RI 2024,” *JUTISI*, vol. 13, no. 2, pp. 1096–1105, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i2.1980..
- [17] F. P. Nursyamsyi and F. N. Hasan, “KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Klasifikasi Sentimen Terhadap Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan SVM,” *Media Online*, vol. 4, no. 3, pp. 1788–1798, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1517.