

## Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sinaga Mobile pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes

Angga Iskoko<sup>\*1</sup>, Imam Tahyudin<sup>2</sup>, Purwadi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>[anggaiskoko84@gmail.com](mailto:anggaiskoko84@gmail.com), <sup>2</sup>[imam.tahyudin@amikompurwokerto.ac.id](mailto:imam.tahyudin@amikompurwokerto.ac.id),  
<sup>3</sup>[purwadi@amikompurwokerto.ac.id](mailto:purwadi@amikompurwokerto.ac.id)

### Abstrak

Dalam era digital, aplikasi berbasis teknologi memiliki peran penting dalam meningkatkan efisiensi layanan publik. Aplikasi Sinaga Mobile dikembangkan untuk membantu administrasi kepegawaian bagi Pegawai Negeri Sipil (PNS), namun masih terdapat berbagai keluhan pengguna terkait kinerjanya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi ini dengan menggunakan algoritma Naive Bayes. Data dikumpulkan melalui teknik scraping dari Google Play Store, dengan total 1003 ulasan. Setelah melalui tahapan preprocessing yang mencakup cleaning, normalisasi, tokenizing, filtering, dan stemming, data diklasifikasikan menggunakan model Naive Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 1003 ulasan, 235 sentimen positif (23,42%) dan 768 sentimen negatif (76,57%), dengan permasalahan utama terkait fitur presensi dan stabilitas sistem. Model yang digunakan menunjukkan hasil akurasi 83%. Dengan hasil penelitian ini, pengembang aplikasi dapat memperoleh wawasan mengenai aspek yang perlu diperbaiki guna meningkatkan kepuasan pengguna. Selain itu, penelitian ini juga membuktikan efektivitas metode pembelajaran mesin dalam menganalisis opini pengguna secara sistematis.

**Kata kunci:** Analisis Sentimen, Layanan Publik, Naive Bayes, Pemrosesan Bahasa Alami, Ulasan Pengguna.

## *Sentiment Analysis of Sinaga Mobile App User Reviews on Google Play Store Using Naive Bayes Algorithm*

### Abstract

*In the digital era, technology-based applications have an important role in improving the efficiency of public services. The Sinaga Mobile application was developed to help with personnel administration for Civil Servants (PNS), but there are still various user complaints regarding its performance. This research aims to analyze the sentiment of user reviews on this application using the Naive Bayes algorithm. Data was collected through scraping technique from Google Play Store, with a total of 1003 reviews. After going through preprocessing stages which include cleaning, normalization, tokenizing, filtering, and stemming, the data is classified using the Naive Bayes model. The results showed that out of 1003 reviews, 235 sentiments were positive (23.42%) and 768 sentiments were negative (76.57%), with the main issues related to attendance features and system stability. The model used showed an accuracy result of 83%. With the results of this study, application developers can gain insight into aspects that need to be improved in order to increase user satisfaction. In addition, this research also proves the effectiveness of machine learning methods in systematically analyzing user opinions.*

**Keywords:** Naive Bayes, Natural Language Processing, Public Services, Sentiment Analysis, User Reviews.

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era digitalisasi pelayanan publik, kehadiran aplikasi berbasis teknologi menjadi krusial untuk meningkatkan efisiensi birokrasi [1]. Salah satu aplikasi yang dikembangkan dalam konteks ini adalah Sinaga—Mobil Sistem Informasi Pelayanan Kepegawaian yang dirancang untuk menunjang percepatan layanan kepegawaian bagi Pegawai Negeri Sipil (PNS) di lingkungan Pemerintah Provinsi Jawa Tengah. Aplikasi ini menyediakan berbagai fitur utama, seperti informasi profil pegawai, capaian kinerja, take-home pay, presensi (termasuk Work from Home dan Work from Office), serta sistem notifikasi yang memudahkan PNS dalam mengakses layanan administratif mereka secara digital. Meskipun fitur-fitur tersebut memberikan kemudahan dalam pelayanan kepegawaian, tidak semua pengguna memiliki pengalaman positif dalam menggunakannya.

Beberapa ulasan dari pengguna aplikasi Sinaga Mobile di Google Play Store menunjukkan adanya keluhan terhadap performa aplikasi, seperti kesulitan dalam fitur absensi, lambatnya proses loading, hingga error teknis lainnya. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi berbasis data terhadap persepsi pengguna, salah satunya dengan melakukan analisis sentimen terhadap ulasan yang diberikan secara daring [2].

Analisis sentimen adalah teknik yang digunakan untuk mengekstrak, mengidentifikasi, dan mengklasifikasikan opini atau emosi dalam suatu teks, sehingga dapat diketahui apakah suatu ulasan bersifat positif, negatif, atau netral. Teknik ini banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti e-commerce, layanan keuangan, hingga aplikasi layanan publik. Dengan meningkatnya penggunaan media digital, data yang dihasilkan dari ulasan pengguna menjadi semakin melimpah dan membutuhkan teknik analisis yang lebih sistematis. Beberapa metode telah dikembangkan untuk analisis sentimen, termasuk pendekatan berbasis leksikon dan pendekatan berbasis pembelajaran mesin. Pendekatan berbasis leksikon mengandalkan kamus kata-kata dengan nilai sentimen tertentu, sementara pendekatan berbasis pembelajaran mesin menggunakan algoritma seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest untuk membangun model klasifikasi yang dapat mengidentifikasi sentimen secara otomatis berdasarkan pola yang ditemukan dalam data pelatihan [3].

Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang sering digunakan dalam analisis sentimen karena kesederhanaan dan efektivitasnya. Algoritma ini bekerja berdasarkan Teorema Bayes, dengan asumsi bahwa setiap fitur dalam teks (kata atau frasa) bersifat independen satu sama lain. Keunggulan utama dari algoritma ini adalah kecepatan pemrosesan, terutama ketika menangani data berukuran besar, serta kemampuannya dalam menangani dataset yang memiliki ketidakseimbangan kelas. Oleh karena itu, algoritma ini sering digunakan sebagai baseline model dalam penelitian analisis sentimen sebelum metode yang lebih kompleks diterapkan [4]. Dalam penelitian sebelumnya, Naïve Bayes telah digunakan dalam berbagai studi analisis sentimen, seperti klasifikasi ulasan produk, evaluasi layanan pelanggan, serta deteksi opini terhadap kebijakan publik. Misalnya, penelitian oleh H. T. Wijaya dan K. Kustiyo menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap program Kartu Prakerja menggunakan metode Naïve Bayes, yang menghasilkan akurasi sebesar 95% dalam klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral [3]. Selain itu, penelitian oleh K. Sussolaikah dan Sariyatun mengkaji sentimen terhadap program Kampus Mengajar 2, di mana metode Naïve Bayes menunjukkan akurasi lebih tinggi dibandingkan K-Nearest Neighbors (KNN), yaitu sebesar 99,30% [5].

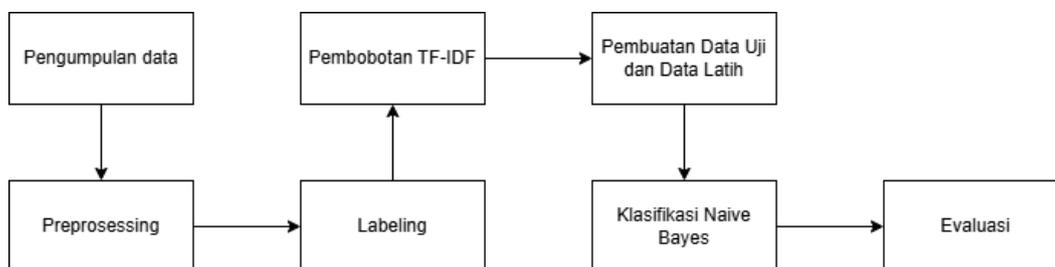
Meskipun penelitian sebelumnya telah banyak membahas analisis sentimen menggunakan Naïve Bayes, terdapat beberapa research gap yang dapat diidentifikasi. Pertama, mayoritas studi lebih berfokus pada analisis sentimen di sektor e-commerce dan media sosial, sementara penerapan dalam layanan publik, khususnya aplikasi kepegawaian, masih terbatas. Kedua, sebagian besar penelitian sebelumnya hanya melakukan klasifikasi sentimen secara umum (positif, negatif, netral), tanpa mengaitkannya dengan aspek-aspek spesifik dalam aplikasi yang paling banyak dikritik atau dipuji. Ketiga, belum banyak studi yang mengombinasikan analisis sentimen dengan metode pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing/NLP) yang lebih mendalam. Misalnya penelitian oleh Mowlaei et al. menggunakan metodologi Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA), untuk mengevaluasi kinerja hotel di Bali berdasarkan ulasan pelanggan yang dianalisis menggunakan algoritma BERT [6].

Aplikasi Sinaga Mobile memiliki peran yang sangat krusial bagi pegawai negeri, terutama dalam pengelolaan data kepegawaian dan administrasi. Namun, dari sejumlah ulasan yang diberikan pengguna di berbagai platform, ditemukan adanya sentimen negatif yang cukup signifikan terkait dengan fitur presensi, stabilitas sistem, dan pengalaman pengguna. Beberapa pengguna melaporkan bahwa fitur pengenalan wajah mengalami kesulitan dalam mendeteksi wajah dengan benar, sementara yang lain menyebutkan bahwa sistem sering mengalami gangguan teknis yang menghambat aktivitas mereka. Melalui analisis sentimen berbasis Naïve Bayes, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan opini pengguna menjadi kategori positif, negatif, atau netral, serta mengidentifikasi fitur aplikasi yang paling banyak dikomentari oleh pengguna, sehingga dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai aspek mana dari aplikasi yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan [7]. Dengan pendekatan ini, penelitian ini tidak hanya memberikan wawasan mengenai persepsi pengguna, tetapi juga menawarkan dasar bagi pengembang aplikasi dan pemangku kebijakan dalam mengoptimalkan kualitas layanan Sinaga Mobile. Hal ini memberikan kontribusi baru dalam penelitian analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin, khususnya dalam konteks aplikasi layanan publik, dengan fokus pada perbaikan berbasis data yang lebih spesifik.

## 2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, ulasan pengguna terhadap aplikasi *Sinaga Mobile* dianalisis menggunakan metode *Naïve Bayes*, salah satu teknik *machine learning* berbasis probabilitas yang sering digunakan dalam *text classification* termasuk analisis sentimen. Penelitian ini secara umum terdiri atas beberapa tahapan yang dimulai dari pengumpulan data yang akan dianalisis. Setelah data terkumpul, preprocessing data dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum dianalisis. Selanjutnya, pada tahap pelabelan data, setiap teks yang telah melalui

tahap pembersihan akan diberi label sesuai dengan kategori tertentu, seperti positif dan negatif. Data yang telah diberi label kemudian dilakukan pembobotan TF-IDF setelah itu dibagi menjadi dua bagian, yaitu data uji dan data latih. Pada tahap NBC diterapkan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan probabilitas. Tahapan penelitian diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

## 2.1 Pengumpulan Data

Data yang diambil adalah data ulasan pengguna dari Google Play Store pada aplikasi Sinaga Mobile. Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan teknik scrapping menggunakan bahasa pemrograman Python. Dengan jumlah data yang didapatkan adalah sebanyak 1003 baris data.

## 2.2 Preprocessing

Setelah data dikumpulkan, dilakukan serangkaian proses text preprocessing untuk membersihkan dan menyiapkan data untuk analisis [8]. Terdapat beberapa tahapan dari preprocessing data teks, yaitu :

### a. *Cleaning*

Pada tahap ini dilakukan pembersihan data teks dari kesalahan, inkonsistensi, dan tidak relevan meliputi menghapus karakter khusus seperti tanda baca, simbol, dan angka serta mengubah format penulisan menjadi huruf kecil.

### b. *Normalisasi*

Disini tahapan digunakan untuk melakukan normalisasi teks dengan mengganti kata-kata dalam teks asli dengan kata-kata yang telah dinormalisasi berdasarkan referensi dari sebuah kamus.

### c. *Tokenizing*

Di tahap ini setiap data teks akan dipecah menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang disebut token. Token tersebut dapat berupa kata, frasa, atau kalimat.

### d. *Filtering/ stopword removal*

Tahapan ini akan menghilangkan kata yang tidak memiliki arti penting seperti kata hubung, kata ganti orang, dan lainnya.

### e. *Stemming*

*Stemming* merupakan tahapan terakhir dari preprocessing. Tahapan ini akan mengekstrak kata menjadi bentuk dasar atau kata dasar dengan cara menghilangkan imbuhan atau akhiran dari kata.

## 2.3 Labeling

Pelabelan data merupakan tahapan penting dalam analisis sentimen karena berfungsi untuk mengklasifikasikan data teks tanpa label (unsupervised) menjadi data yang siap digunakan dalam pemodelan supervised learning. Salah satu metode yang umum digunakan untuk pelabelan otomatis adalah VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner), yakni teknik berbasis leksikon yang dirancang untuk menganalisis teks informal seperti ulasan aplikasi dan komentar media sosial. VADER bekerja dengan menghitung skor sentimen (compound score) dari sebuah kalimat, yang kemudian dikategorikan menjadi sentimen positif, negatif, atau netral berdasarkan ambang batas tertentu. Dalam penelitian oleh Yuwono dan Cahyaningtyas (2023), VADER digunakan untuk memberikan label sentimen pada ribuan ulasan pengguna aplikasi PLN Mobile sebelum dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes. Hasil studi menunjukkan bahwa pelabelan otomatis dengan VADER mampu menghasilkan distribusi data yang baik dan mendukung akurasi model klasifikasi hingga 70%, menjadikannya solusi efisien dalam tahap persiapan data sentimen [9].

## 2.4 Pembobotan TF-IDF

Term weighting adalah suatu proses pembobotan setiap kata agar bisa mengoptimalkan kemampuan analisis sentimen pada proses text mining. Penelitian ini memanfaatkan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Term Frequency (tf(w,d)) dianggap memiliki proporsi kepentingan sesuai total kemunculannya dalam teks atau dokumen. Inverse Document Frequency (IDF) merupakan metode pembobotan token yang berfungsi untuk memonitor kemunculan token dalam himpunan teks [10].

### 2.5 Pembuatan Data Uji dan Data Latih

Dalam proses pelatihan model machine learning, pembagian dataset menjadi data latih dan data uji merupakan langkah krusial untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif. Umumnya, proporsi yang sering digunakan adalah 80% data latih dan 20% data uji. Rasio ini dianggap ideal karena menyediakan cukup data untuk membangun model yang akurat sekaligus menyisakan data yang cukup representatif untuk menguji performa model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proporsi 80:20 mampu menghasilkan performa optimal dalam analisis sentimen menggunakan algoritma seperti Naive Bayes dan SVM, karena mencegah model mengalami overfitting dan memberikan hasil evaluasi yang stabil dan andal

### 2.6 Klasifikasi Naïve Bayes

Naive Bayes adalah suatu metode klasifikasi yang memanfaatkan probabilitas sederhana, yang didasarkan pada Teorema Bayes dan memiliki asumsi ketidaktergantungan yang signifikan antara setiap kondisi atau peristiwa [11]. NBC merupakan algoritma klasifikasi yang sederhana dengan konsep penerapan teorema bayes dengan asumsi independensi. Algoritma ini dapat digunakan pada data numerik maupun kategorikal. Selain itu NBC dapat menangani dataset yang berukuran besar dan data noise. NBC banyak diterapkan pada beberapa kasus seperti analisis sentimen, klasifikasi teks, filter spam, dan lainnya. Berikut adalah persamaan dari algoritma NBC.

$$P(C|X) = P(X|C) \times P(C) \tag{1}$$

Deskripsi :

- X : Kelas data yang tidak diketahui
- C : data Hipotesis
- P(C | X) : Probabilitas hipotesis H kondisi X
- P(C) : Probabilitas Hipotesis H
- P(X | C) : Probabilitas X berdasarkan kondisi dalam hipotesis H
- P(X) : Probabilitas X

### 2.7 Evaluasi

Evaluasi model digunakan untuk menentukan kinerja model dengan memeriksa akurasi metode menggunakan matriks perturbasi, tabel akurasi dan presisi masing-masing model. Setelah data uji dibandingkan dengan data latih, sebuah daftar kelas dihasilkan dari data uji, yang disebut prediksi kelas. Prediksi kelas kemudian dibandingkan dengan kelas sebenarnya dari data uji yang sebelumnya disembunyikan. Dengan demikian, akurasi, presisi, recall, dan F1-score dapat dilihat dan dihitung [12]. Berikut adalah persamaan yang dapat digunakan.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \tag{5}$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Hasil Penelitian

Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan teknik scrapping menggunakan bahasa pemrograman Python dengan rentang waktu selama satu tahun terakhir. Hasilnya, jumlah data yang didapatkan adalah sebanyak 1003 baris data. Data yang didapatkan melalui *scrapping* data dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengumpulan Data

No	at	userName	content
0		Fly Tyto	Aplikasi aneh, face recognitionnya ga jelas banget sistem kerjanya. Kadang foto ga sengaja yg ngeblur dan posisi muka ga hadap kamera masuk, tp foto yg jelas fokus ke muka dengan pencahayaan cukup malah tertulis kemiripan kurang. Kadang absen doang bisa 10 menit lebih, setelah maintenance 2 hari ini malah makin parah lagi sampe berujung telat.
1		Didit Blacksaint Daryanta	Versi terbaru Sinaga 4.1.2 bukannya membuat ASN lebih nyaman dan terbantu saat presensi tetapi justru kebalikannya, makin sering error dan makin sering troublenya serta memperlambat kinerja ASN. Bahkan ada HP rekan yang mati total gara-gara aplikasi ini Jika memang belum siap tidak perlu diterapkan ke seluruh ASN se-Jawa Tengah karena hanya membuat kami ketar ketir dan tidak nyaman. Uji cobakan dulu khusus ke ASN BKD, setelah sukses baru diterapkan untuk semua ASN.
...	.....		
1004		Mr. Sulistyo Prabowo	sudah update 4.1.3. makin susah, gak langsung nyantol, padahal os 14 hp terbaru juli kemarin beli,,, Absen mencoba sampe 10 kali lebih...

Data yang telah terkumpul kemudian dilakukan preprocesssing. Tahap pertama dalam proses *preprocessing* adalah *casefolding*. Langkah ini bertujuan untuk mengonversi seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil, sehingga tidak ada perbedaan dalam pengenalan kata yang disebabkan oleh penggunaan huruf kapital [13]. Dengan demikian, model dapat mengolah data secara lebih konsisten. Hasil dari proses case folding dapat dilihat pada Tabel 2

Tabel 2. Hasil *Casefolding*

No	content
0	aplikasi aneh face recognitionnya ga jelas banget sistem kerjanya kadang foto ga sengaja yg ngeblur dan posisi muka ga hadap kamera masuk tp foto yg jelas fokus ke muka dengan pencahayaan cukup malah tertulis kemiripan kurang kadang absen doang bisa menit lebih setelah maintenance hari ini malah makin parah lagi sampe berujung telat
1	versi terbaru sinaga bukannya membuat asn lebih nyaman dan terbantu saat presensi tetapi justru kebalikannya makin sering error dan makin sering troublenya serta memperlambat kinerja asn bahkan ada hp rekan yang mati total garagara aplikasi ini jika memang belum siap tidak perlu diterapkan ke seluruh asn sejawa tengah karena hanya membuat kami ketar ketir dan tidak nyaman uji cobakan dulu khusus ke asn bkd setelah sukses baru diterapkan untuk semua asn
...	.....
1002	sudah update 4.1.3. makin susah, gak langsung nyantol, padahal os 14 hp terbaru juli kemarin beli,,, Absen mencoba sampe 10 kali lebih...

Tahap kedua dalam proses *preprocessing* adalah *normalisasi*. Langkah ini bertujuan untuk mengubah kata-kata tidak baku, singkatan, atau bentuk slang menjadi kata yang lebih standar sesuai dengan kaidah bahasa Indonesia. *Normalisasi* dilakukan agar model dapat memahami makna teks dengan lebih baik dan mengurangi ambiguitas dalam analisis. Hasil dari proses normalisasi dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Normalisasi

No	content
0	aplikasi aneh face recognitionnya tidak jelas banget sistem kerjanya kadang foto tidak sengaja yang ngeblur dan posisi muka tidak hadap kamera masuk tapi foto yang jelas fokus ke muka dengan pencahayaan cukup malah tertulis kemiripan kurang kadang absen doang bisa menit lebih setelah maintenance hari ini malah makin parah lagi sampe berujung telat
1	versi terbaru sinaga bukannya membuat asn lebih nyaman dan terbantu saat presensi tetapi justru kebalikannya makin sering error dan makin sering troublenya serta memperlambat kinerja asn bahkan ada hp rekan yang mati total garagara aplikasi ini jika memang belum siap tidak perlu diterapkan ke seluruh asn sejawa tengah karena hanya membuat kami ketar ketir dan tidak nyaman uji cobakan dulu khusus ke asn bkd setelah sukses baru diterapkan untuk semua asn
...	.....
1002	sudah update makin susah tidak langsung nyantol padahal os hp terbaru juli kemarin beli absen mencoba sampe kali lebih

Tahap ketiga dalam proses *preprocessing* adalah *tokenizing*. Tokenizing merupakan tahap untuk memisahkan kalimat untuk menjadi beberapa karakter atau kata yang disebut sebagai token [14]. Dengan melakukan tokenisasi, setiap kata dalam sebuah kalimat dapat diproses secara terpisah, sehingga model dapat mengenali pola dan hubungan antar kata dengan lebih baik. Hasil dari proses tokenisasi dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Tokenizing*

No	content
0	['aplikasi', 'aneh', 'face', 'recognitionnya', 'tidak', 'jelas', 'banget', 'sistem', 'kerjanya', 'kadang', 'foto', 'tidak', 'sengaja', 'yang', 'ngeblur', 'dan', 'posisi', 'muka', 'tidak', 'hadap', 'kamera', 'masuk', 'tapi', 'foto', 'yang', 'jelas', 'fokus', 'ke', 'muka', 'dengan', 'pencahayaan', 'cukup', 'malah', 'tertulis', 'kemiripan', 'kurang', 'kadang', 'absen', 'doang', 'bisa', 'menit', 'lebih', 'setelah', 'maintenance', 'hari', 'ini', 'malah', 'makin', 'parah', 'lagi', 'sampe', 'berujung', 'telat']
1	['versi', 'terbaru', 'sinaga', 'bukannya', 'membuat', 'asn', 'lebih', 'nyaman', 'dan', 'terbantu', 'saat', 'presensi', 'tetapi', 'justru', 'kebalikannya', 'makin', 'sering', 'error', 'dan', 'makin', 'sering', 'troublenya', 'serta', 'memperlambat', 'kinerja', 'asn', 'bahkan', 'ada', 'hp', 'rekan', 'yang', 'mati', 'total', 'garagara', 'aplikasi', 'ini', 'jika', 'memang', 'belum', 'siap', 'tidak', 'perlu', 'diterapkan', 'ke', 'seluruh', 'asn', 'sejawa', 'tengah', 'karena', 'hanya', 'membuat', 'kami', 'ketar', 'ketir', 'dan', 'tidak', 'nyaman', 'uji', 'cobakan', 'dulu', 'khusus', 'ke', 'asn', 'bkd', 'setelah', 'sukses', 'baru', 'diterapkan', 'untuk', 'semua', 'asn']
...	.....
1002	['sudah', 'update', 'makin', 'susah', 'tidak', 'langsung', 'nyantol', 'padahal', 'os', 'hp', 'terbaru', 'juli', 'kemarin', 'beli', 'absen', 'mencoba', 'sampe', 'kali', 'lebih']

Tahap keempat dalam proses *preprocessing* adalah *stopword removal*. Langkah ini dilakukan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis sentimen, seperti "dan", "yang", "di", dan "ke". Kata-kata ini sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan informasi penting dalam menentukan sentimen[15] . Hasil dari proses *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *stopword removal*

No	content
0	['aplikasi', 'aneh', 'face', 'recognitionnya', 'jelas', 'banget', 'sistem', 'kerjanya', 'kadang', 'foto', 'sengaja', 'ngeblur', 'posisi', 'muka', 'hadap', 'kamera', 'masuk', 'foto', 'jelas', 'fokus', 'muka', 'pencahayaan', 'cukup', 'malah', 'tertulis', 'kemiripan', 'kurang', 'kadang', 'absen', 'doang', 'menit', 'lebih', 'maintenance', 'hari', 'malah', 'makin', 'parah', 'sampe', 'berujung', 'telat']

1	['versi', 'terbaru', 'sinaga', 'bukannya', 'membuat', 'asn', 'lebih', 'nyaman', 'terbantu', 'presensi', 'justru', 'kebalikannya', 'makin', 'sering', 'error', 'makin', 'sering', 'troublenya', 'memperlambat', 'kinerja', 'asn', 'bahkan', 'hp', 'rekan', 'mati', 'total', 'garagara', 'aplikasi', 'memang', 'siap', 'perlu', 'diterapkan', 'seluruh', 'asn', 'sejawa', 'tengah', 'membuat', 'ketar', 'ketir', 'nyaman', 'uji', 'cobakan', 'dulu', 'khusus', 'asn', 'bkd', 'sukses', 'baru', 'diterapkan', 'semua', 'asn']
...	.....
1002	['update', 'makin', 'susah', 'langsung', 'nyantol', 'padahal', 'os', 'hp', 'terbaru', 'juli', 'kemarin', 'beli', 'absen', 'mencoba', 'sampe', 'kali', 'lebih']

*Stemming* merupakan proses terakhir dari preprocessing. *Stemming* merupakan sebuah proses dalam menemukan kata dasar dari sebuah kata dengan cara menghilangkan imbuhan atau akhiran dari kata [16]. Pada implementasinya, proses stemming dilakukan menggunakan bantuan dari pustaka Sastrawi. Hasil dari tahapan preprocessing dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil *stemming*

No	content
0	aplikasi aneh face recognitionnya jelas banget sistem kerja kadang foto sengaja ngeblur posisi muka hadap kamera masuk foto jelas fokus muka cahaya cukup malah tulis mirip kurang kadang absen doang menit lebih maintenance hari malah makin parah sampe ujung telat
1	versi baru sinaga bukan buat asn lebih nyaman bantu presensi justru balik makin sering error makin sering troublenya lambat kerja asn bahkan hp rekan mati total garagara aplikasi memang siap perlu terap seluruh asn sejawa tengah buat ketar tir nyaman uji coba dulu khusus asn bkd sukses baru terap semua asn
...	.....
1002	update makin susah langsung nyantol padahal os hp baru juli kemarin beli absen coba sampe kali lebih

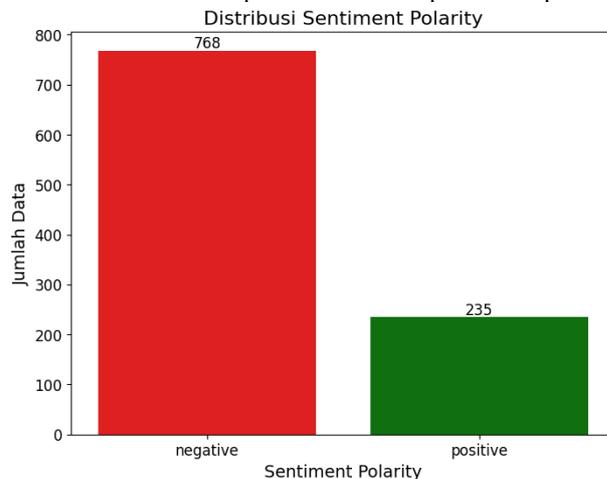
Data yang telah dilakukan preprocessing kemudian akan diberi label. Untuk mendapatkan label yang akurat dan sesuai dengan konteks maka pada penelitian ini proses pelabelan dilakukan menggunakan *vader lexicon*. Label yang diberikan pada penelitian ini terdiri dari tiga kelompok sentimen yaitu positive dan negative. Hasil pelabelan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil *labeling*

No	content	polarity
0	aplikasi aneh face recognitionnya jelas banget sistem kerja kadang foto sengaja ngeblur posisi muka hadap kamera masuk foto jelas fokus muka cahaya cukup malah tulis mirip kurang kadang absen doang menit lebih maintenance hari malah makin parah sampe ujung telat	negative
1	versi baru sinaga bukan buat asn lebih nyaman bantu presensi justru balik makin sering error makin sering troublenya lambat kerja asn bahkan hp rekan mati total garagara aplikasi memang siap perlu terap seluruh asn sejawa tengah buat ketar tir nyaman uji coba dulu khusus asn bkd sukses baru terap semua asn	positive
...	.....	
1002	update makin susah langsung nyantol padahal os hp baru juli kemarin beli absen coba sampe kali lebih	positive

Pelabelan data dilakukan dengan menggunakan *vader lexicon*. Dalam proses ini, algoritma machine learning diterapkan untuk mengkategorikan teks ke dalam dua jenis sentimen utama, yaitu positif dan negatif. Metode otomatis ini memungkinkan pemrosesan data dalam jumlah besar dengan lebih cepat dan konsisten dibandingkan pelabelan manual. Model yang digunakan telah dilatih dengan dataset yang relevan untuk mengenali pola bahasa yang mencerminkan emosi atau opini pengguna. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk distribusi sentimen, seperti yang terlihat pada grafik, di mana mayoritas komentar dikategorikan sebagai negatif 768 data (76,57%),

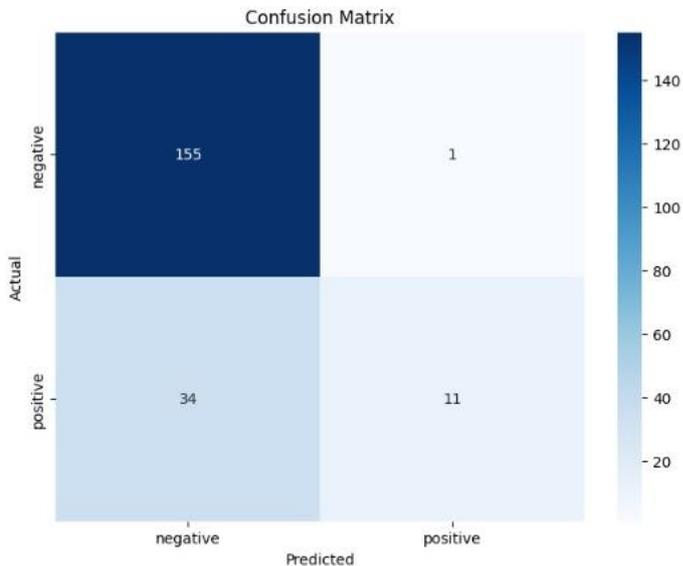
sedangkan komentar positif lebih sedikit 235 data (23,42%). Hal ini menunjukkan mayoritas komentar dalam dataset memiliki kecenderungan sentimen negatif, yang mengindikasikan adanya ketidakpuasan atau keluhan dalam opini yang dianalisis. Visualisasi dari hasil pelabelan data dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Sentimen Aplikasi Sinaga mobile Berdasarkan Hasil Pelabelan

### 3.2. Pembahasan

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis kinerja model dengan mengukur accuracy, precision, recall, dan F1-score. Metrik-metrik ini membantu dalam mengevaluasi sejauh mana model mampu mengklasifikasikan sentimen dengan benar. Hasil Confusion Matrix dapat dilihat pada Gambar 3, dimana hasil tersebut diperoleh dari splitting data, dengan data testing sebesar 20% dari keseluruhan dataset, yaitu sebanyak 201 data uji.



Gambar 3. Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan penelitian yang dilakukan model Naïve Bayes menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif. Dengan precision sebesar 0.82, model mampu mengidentifikasi sebagian besar ulasan positif dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Recall sebesar 0.99 menunjukkan bahwa hampir semua ulasan positif berhasil dikenali oleh model, yang menghasilkan F1-score sebesar 0.90. Ini menandakan bahwa model Naïve Bayes sangat sensitif terhadap sentimen positif dan jarang melewatkan ulasan dalam kategori ini.

Namun pada sentimen negatif, performa model lebih rendah. Precision sebesar 0.92 menunjukkan bahwa jika model memprediksi suatu ulasan sebagai negatif, maka kemungkinan besar prediksi tersebut benar. Akan tetapi, recall sebesar 0.24 menunjukkan bahwa dari seluruh ulasan negatif dalam dataset, model hanya berhasil mengenali

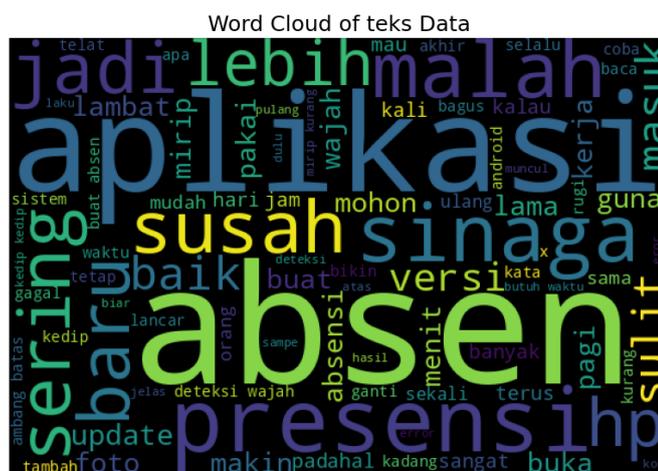
24% di antaranya. Hal ini menyebabkan F1-score sebesar 0.39, yang cukup rendah. Rendahnya recall pada kategori negatif menunjukkan bahwa model kesulitan dalam menangkap dan mengklasifikasikan ulasan negatif secara akurat.

Secara keseluruhan, model Naïve Bayes memiliki akurasi sebesar 83%, yang cukup baik, tetapi performanya tidak seimbang antara klasifikasi sentimen positif dan negatif. Model ini cenderung lebih baik dalam mengenali sentimen positif, tetapi kurang efektif dalam mendeteksi sentimen negatif. Hasil evaluasi pada Gambar 4.

Accuracy: 0.8258706467661692				
	precision	recall	f1-score	support
negative	0.82	0.99	0.90	156
positive	0.92	0.24	0.39	45
accuracy			0.83	201
macro avg	0.87	0.62	0.64	201
weighted avg	0.84	0.83	0.78	201

Gambar 4. Hasil Perhitungan Evaluasi Model Pada Google Colab

Visualisasi data dalam teks berperan penting dalam membantu menyajikan informasi secara lebih intuitif dan mudah dipahami. Salah satu teknik yang umum digunakan adalah word cloud, yaitu metode yang merepresentasikan frekuensi kata dalam bentuk grafis. Kata-kata yang lebih sering muncul dalam dokumen akan ditampilkan dengan ukuran lebih besar, sehingga memungkinkan identifikasi cepat terhadap istilah-istilah yang paling dominan dalam teks. Teknik ini sangat berguna dalam analisis teks, terutama untuk memahami pola kata yang sering digunakan dalam suatu kumpulan data.



Gambar 5. Wordcloud

Pada gambar 5, distribusi frekuensi kata yang muncul dalam kumpulan teks terkait aplikasi absensi. Kata-kata dengan ukuran lebih besar menunjukkan kata yang paling sering muncul, sedangkan kata yang lebih kecil memiliki frekuensi kemunculan yang lebih rendah. Dari visualisasi ini, kata "absen", "aplikasi", "presensi", dan "sinaga" mendominasi, mengindikasikan bahwa teks banyak membahas tentang sistem absensi, kemungkinan besar terkait aplikasi *Sinaga Mobile*. Selain itu, kata-kata seperti "susah", "sulit", dan "sering" juga muncul cukup besar, yang dapat menunjukkan adanya keluhan atau kendala yang dihadapi pengguna dalam menggunakan aplikasi tersebut.

Di sisi lain, kata "baik", "lebih", dan "versi" juga muncul, yang mungkin mengacu pada evaluasi terhadap aplikasi, seperti perbandingan antara versi lama dan versi baru atau peningkatan fitur yang diharapkan oleh pengguna. Dengan adanya visualisasi ini, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar teks berisi ulasan mengenai pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi absensi, baik dari segi kelebihan maupun kendala yang dihadapi. Word cloud ini memberikan gambaran sekilas mengenai sentimen utama dalam teks dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut, seperti klasifikasi sentimen atau identifikasi aspek yang perlu diperbaiki dalam aplikasi

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Sinaga Mobile menggunakan algoritma Naïve Bayes. Dari hasil penelitian, ditemukan bahwa mayoritas ulasan pengguna bersifat negatif, terutama terkait dengan fitur presensi dan stabilitas sistem. Secara keseluruhan, model Naïve Bayes memiliki akurasi sebesar 83%, yang cukup baik, tetapi performanya tidak seimbang antara klasifikasi sentimen positif dan negatif. Model ini cenderung lebih baik dalam mengenali sentimen positif, tetapi kurang efektif dalam mendeteksi sentimen negatif. Untuk penelitian selanjutnya disarankan agar peneliti mengeksplorasi algoritma lain atau melakukan kombinasi metode Naive Bayes dengan metode lain seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest atau model Deep Learning untuk memberikan kinerja lebih baik dalam klasifikasi sentiment.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Irfani and S. Khomsah, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada EDOM Pembelajaran Menggunakan Metode CNN dan Word2vec," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 12, no. 3, p. 413, Jul. 2024, doi: 10.26418/justin.v12i3.75610.
- [2] R. T. S. A. Putri, D. E. Ratnawati, and D. W. Brata, "Perbandingan Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Analisis Sentimen Aplikasi Gapura UB Berdasarkan Ulasan Pengguna pada Playstore," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 229–236, 2023, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [3] H. T. Wijaya and K. Kustiyono, "Sentiment Analysis of Twitter Users Towards the Kartu Prakerja Program Using the Naive Bayes Method," *Int. J. Adv. Data Inf. Syst.*, vol. 5, no. 2, pp. 1–8, Oct. 2024, doi: 10.59395/ijadis.v5i2.1342.
- [4] A. Rafdi, H. Mawengkang, and S. Efendi, "Sentiment Analysis Using Naive Bayes Algorithm with Feature Selection Particle Swarm Optimization (PSO) and Genetic Algorithm," *Int. J. Adv. Data Inf. Syst.*, vol. 2, no. 2, 2021, doi: 10.25008/ijadis.v2i2.1224.
- [5] A. Rozaq, Y. Yunitasari, K. Sussolaikah, and E. R. N. Sari, "Sentiment Analysis of Kampus Mengajar 2 Toward the Implementation of Merdeka Belajar Kampus Merdeka Using Naïve Bayes and Euclidean Distance Methods," *Int. J. Adv. Data Inf. Syst.*, vol. 3, no. 1, pp. 30–37, 2022, doi: 10.25008/ijadis.v3i1.1233.
- [6] D. S. Bimaputra and E. Sutoyo, "Aspect-Based Sentiment Analysis of Hotels in Bali on Tripadvisor Using BERT Algorithm," *Int. J. Adv. Data Inf. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 29–40, 2023, doi: 10.25008/ijadis.v4i2.1284.
- [7] E. Elinda, H. Yuliansyah, and M. I. A. Latiffi, "Sentiment Analysis of the Sheikh Zayed Grand Mosque's Visitor Reviews on Google Maps Using the VADER Method," *Int. J. Adv. Data Inf. Syst.*, vol. 5, no. 1, pp. 71–84, 2024, doi: 10.59395/ijadis.v5i1.1320.
- [8] N. Hijriani and E. Ermatita, "Perbandingan Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen terhadap Penyebaran Nyamuk Wolbachia di Indonesia," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 4, no. 11, pp. 391–403, Dec. 2024, doi: 10.52436/1.jpti.499.
- [9] Y. Asri, W. N. Suliyanti, D. Kuswardani, and M. Fajri, "Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile," *PETIR*, vol. 15, no. 2, pp. 264–275, Nov. 2022, doi: 10.33322/petir.v15i2.1733.
- [10] O. I. Gifari, M. Adha, F. Freddy, and F. F. S. Durrand, "Film Review Sentiment Analysis Using TF-IDF and Support Vector Machine," *J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022.
- [11] M. I. Hibban and A. Susila, "Analisis Sentimen terhadap Kenaikan Gaji Guru Honorer Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Ilmu Komput. dan Pendidik.*, vol. 2, no. 2, pp. 376–379, Mar. 2024, doi: 10.52436/1.jpti.689.
- [12] S. A. Mahmudah and A. Yudhistira, "Analisis Sentimen Terhadap Cyberbullying pada Platform Media Sosial X Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 1, pp. 189–200, Jan. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.628.
- [13] M. R. Hanafi and R. K. R., "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sirekap di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1578–1586, Oct. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1693.
- [14] A. I. Tangraeni and M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, Jun. 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1835.
- [15] S. J. Angelina, A. Bijaksana, P. Negara, and H. Muhandi, "Analisis Pengaruh Penerapan Stopword

- Removal Pada Performa Klasifikasi Sentimen Tweet Bahasa Indonesia,” *JUARA (Jurnal Apl. dan Ris. Inform.*, vol. 02, no. 1, pp. 165–173, 2023, doi: <https://doi.org/10.26418/juara.v2i1.69680>.
- [16] B. Bandaharo and A. H. Hasugian, “Analisis Sentimen Publik Pada Aplikasi X Terhadap Kenaikan UKT Di Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 2, pp. 381–392, Feb. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.675.