

## ANALISIS SENTIMEN PELAYANAN KERETA CEPAT WHOOSH MENGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES

Farah Mutiara Akmalya<sup>1)</sup>, Berlian Noviana Agatha Silaen<sup>2)</sup>, Lovhana Rasyiqa Putri Pamungkas<sup>3)</sup>,  
Rafli Putra Pratama<sup>4)</sup>, William Wiranda Suherli<sup>5)</sup>

<sup>1,2,3,4,5)</sup> Informatika Universitas Bina Sarana Informatika

email : [farahmutiaraakmalya@gmail.com](mailto:farahmutiaraakmalya@gmail.com)<sup>1)</sup>, [novisilaen68@gmail.com](mailto:novisilaen68@gmail.com)<sup>2)</sup>,  
[lovhanapamungkas@gmail.com](mailto:lovhanapamungkas@gmail.com)<sup>3)</sup>, [putraraflit228@gmail.com](mailto:putraraflit228@gmail.com)<sup>4)</sup>, [wlee12107@gmail.com](mailto:wlee12107@gmail.com)<sup>5)</sup>

### Abstraksi

Kereta Cepat Whoosh sebagai transportasi berkecepatan tinggi pertama di Indonesia memunculkan beragam respons publik sejak awal operasionalnya. Sebagai proyek strategis nasional, identifikasi cepat terhadap kritik dan apresiasi pelanggan menjadi penting untuk menjaga kualitas pelayanan dan kepercayaan publik. Media sosial X menjadi sumber opini masyarakat dalam jumlah besar, namun karakter data yang tidak terstruktur menyulitkan evaluasi layanan secara manual. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pelanggan terhadap pelayanan Kereta Cepat Whoosh menggunakan algoritma Naive Bayes. Data penelitian berupa 730 tweet yang dikumpulkan pada periode Januari hingga September 2025 melalui teknik web scraping. Data diproses melalui tahapan pembersihan teks, tokenisasi, stopword removal, dan stemming, kemudian diklasifikasikan ke dalam sentimen positif dan negatif. Dataset dibagi menjadi data training dan data testing dengan rasio 80:20. Evaluasi model menunjukkan akurasi sebesar 95,07%. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa 30,14% ulasan termasuk sentimen positif dan 69,86% sentimen negatif. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis media sosial dapat digunakan sebagai alat evaluasi layanan untuk mendukung perbaikan kualitas pelayanan Kereta Cepat Whoosh secara berkelanjutan.

### Kata Kunci :

Naive Bayes, analisis sentimen, Kereta Cepat Whoosh, media sosial X, klasifikasi teks

### Abstract

*The Whoosh High-Speed Train, Indonesia's first high-speed transportation system, has elicited a variety of public responses since its inception. As a national strategic project, quickly identifying customer criticism and appreciation is essential to maintaining service quality and public trust. Social media platform X is a major source of public opinion, but the unstructured nature of the data makes manual service evaluation difficult. This study aims to analyze customer sentiment toward Whoosh High-Speed Rail service using the Naive Bayes algorithm. The research data consists of 730 tweets collected from January to September 2025 through web scraping techniques. The data was processed through text cleaning, tokenization, stopword removal, and stemming stages, then classified into positive and negative sentiments. The dataset was divided into training and testing data with a ratio of 80:20. Model evaluation showed an accuracy of 95.07%. The classification results show that 30.14% of reviews were positive and 69.86% were negative. The results of this study indicate that social media-based sentiment analysis can be used as a service evaluation tool to support the continuous improvement of Whoosh Fast Train service quality.*

### Keywords :

*Naive Bayes, sentiment analysis, Whoosh Fast Train, X social media, text classification*

### Pendahuluan

Hadirnya Kereta Cepat Whoosh di Indonesia menjadi tonggak penting dalam kemajuan transportasi dan infrastruktur nasional. Kereta ini mampu memangkas waktu tempuh dengan kecepatan hingga 350 km/jam antar kota besar serta memberikan dampak positif bagi mobilitas, ekonomi, dan efisiensi aktivitas masyarakat [1]. Kemajuan teknologi digital turut mengubah cara masyarakat berkomunikasi dan menyampaikan pandangan mereka terhadap berbagai layanan publik. Media sosial, terutama X (Twitter),

menjadi wadah bagi masyarakat untuk mengekspresikan opini secara cepat dan terbuka. Melalui platform ini, mereka dapat langsung menyampaikan pandangan terhadap berbagai layanan, termasuk Kereta Cepat Whoosh.

Whoosh sering menjadi topik perbincangan hangat di X. Banyak pengguna memberikan tanggapan positif mengenai kenyamanan, kecepatan, dan efisiensi layanan [2]. Di sisi lain, tidak sedikit pengguna yang menyoroti berbagai aspek seperti harga tiket, jadwal keberangkatan, serta keterhubungan antarmoda yang

masih perlu ditingkatkan [3]. Keragaman opini ini menunjukkan bahwa media sosial tidak hanya menjadi tempat berbagi pandangan, tetapi juga wadah bagi masyarakat untuk menyampaikan saran dan kritik yang membangun.

Sebagai proyek strategis yang baru beroperasi, respons terhadap umpan balik publik perlu dilakukan secara cepat dan terukur guna mempertahankan kepercayaan masyarakat dan memastikan keberlanjutan layanan [4]. Oleh karena itu, analisis sentimen diperlukan untuk memetakan distribusi kritik dan apresiasi secara kuantitatif. Whoosh dipilih sebagai objek penelitian karena merupakan proyek transportasi berskala nasional yang baru diluncurkan, sehingga evaluasi berbasis opini publik di media sosial menjadi penting untuk memastikan kualitas layanan memenuhi standar mobilitas modern di Indonesia.

Penelitian sebelumnya, metode Naive Bayes digunakan untuk menganalisis sentimen opini publik terhadap proyek kereta cepat. Data diambil dari media sosial *X* untuk mengetahui persepsi masyarakat terhadap pembangunan infrastruktur transportasi baru. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Naive Bayes terbukti memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan sentimen positif dan negatif dengan tingkat akurasi yang tinggi, sehingga metode ini efektif digunakan untuk mengolah data opini dalam jumlah besar [5]. Penelitian lain juga menilai sentimen pelanggan pada layanan transportasi umum dengan memanfaatkan data dari media sosial melalui pendekatan machine learning. Beberapa algoritma seperti Naive Bayes dan Support Vector Machine diuji untuk melihat metode yang paling tepat. Hasilnya menunjukkan bahwa Naive Bayes menawarkan keseimbangan yang baik antara tingkat akurasi dan kecepatan proses komputasi [6].

Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analisis sentimen untuk menilai opini publik tentang pelayanan Kereta Cepat Whoosh melalui data *X*. Metode Naive Bayes dipilih karena akurat dan efisien dalam memproses data teks dalam jumlah besar, sehingga hasil analisis dapat memberikan masukan bagi peningkatan kualitas layanan. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini berfokus pada evaluasi pelayanan Kereta Cepat Whoosh menggunakan data terbaru dengan pendekatan klasifikasi sentimen berbasis Naive Bayes.

## **Tinjauan Pustaka**

Berikut ini beberapa contoh penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian ini. Uraian ini membantu menunjukkan posisi penelitian dan dasar teori yang digunakan.

Menurut Tjen, penggunaan stopwords dalam analisis sentimen memiliki kelebihan ketika jenis tertentu dihilangkan karena dapat meningkatkan akurasi model. Namun, terdapat kelemahan pada dataset yang tidak seimbang atau kecil karena menghilangkan stopwords dapat mengurangi kinerja. Studi ini juga menjelaskan dasar teoritis dalam bentuk konsep analisis sentimen, fungsi stopword dalam pemrosesan teks, dan prinsip kerja Multinomial Naïve Bayes sebagai dasar untuk menilai pengaruh masing-masing jenis stopword terhadap akurasi model [7].

Menurut Amelia (2024), Naive Bayes memiliki keunggulan karena mampu memproses teks pendek dengan cepat dan bekerja baik pada data ulasan yang beragam. Kelemahannya muncul ketika kualitas prapemrosesan kurang baik, karena variasi kata yang tinggi dapat menurunkan akurasi. Studi ini juga menyajikan landasan teori meliputi konsep analisis sentimen, ulasan pelanggan, tahap prapemrosesan, dan prinsip dasar Naive Bayes sebagai dasar klasifikasi teks [8].

Penelitian oleh Santoso (2025) memiliki keunggulan dalam penggunaan dataset besar dan prapemrosesan yang lengkap, namun masih terbatas oleh pelabelan berbasis leksikon yang kurang sensitif terhadap konteks serta ketidakseimbangan kelas. Secara teoritis, penelitian ini berlandaskan analisis sentimen berbasis leksikon dan teori klasifikasi seperti Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa SVM memberikan akurasi tertinggi, Random Forest berada di tingkat menengah, sedangkan Naïve Bayes menjadi yang terendah karena asumsi kemandiriannya tidak sesuai dengan kompleksitas bahasa komentar politik [9].

Studi Islamanda & Sibaroni (2024) menunjukkan keunggulan dalam penerapan klasifikasi machine learning untuk analisis sentimen Twitter, dengan temuan bahwa algoritma yang diajukan menunjukkan performa superior pada volume tweet yang lebih besar. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan dalam hal hasil komparatif, khususnya bahwa algoritma Naïve Bayes dan SVM menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Random Forest. Kerangka teoritis penelitian ini didasarkan pada analisis sentimen dan teori klasifikasi machine learning, meliputi Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest. Hasil komparasi mengindikasikan bahwa Naïve Bayes dan SVM memberikan tingkat akurasi yang optimal, menjadikan keduanya sebagai metode klasifikasi yang unggul [4].

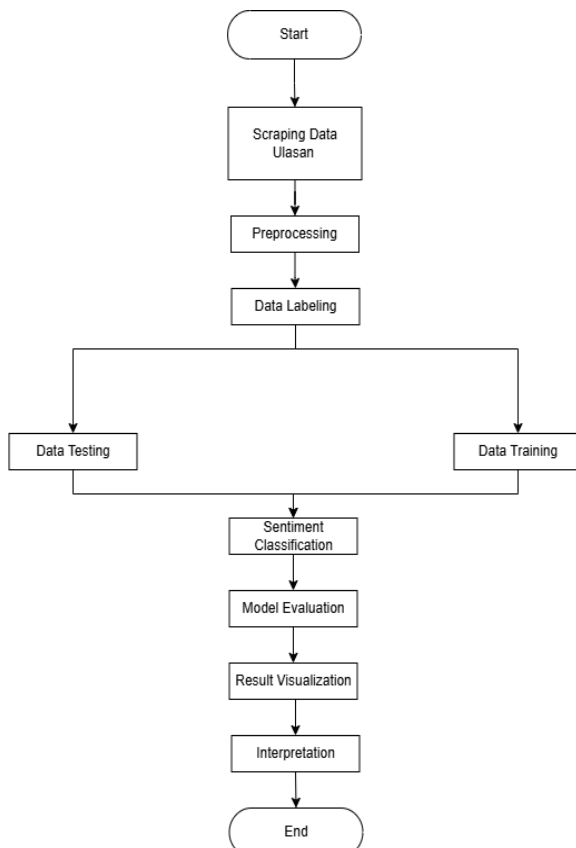
Penelitian oleh Saeful Anwar (2024) memiliki keunggulan karena menggunakan data DBD yang sebenarnya dan menerapkan seluruh tahap KDD, namun masih terbatas pada satu algoritma serta jumlah data yang relatif kecil. Secara teoritis, penelitian ini didasarkan pada konsep data mining, KDD, dan klasifikasi Naïve Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Naive Bayes mampu mengklasifikasikan tingkat keparahan DBD dengan

akurasi 78%, dengan kinerja lebih baik pada kelas ‘non-parah’ dibandingkan kelas ‘parah’ [10]. Berdasarkan penelitian tersebut, menunjukkan bahwa kualitas prapemrosesan, ukuran dataset, dan pemilihan algoritma sangat memengaruhi hasil klasifikasi. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa penghapusan stopwords, penggunaan TF-IDF, serta pemanfaatan dataset tambahan seperti ISEAR dapat meningkatkan akurasi, sementara dataset yang kecil atau tidak seimbang cenderung menurunkan kinerja model. Secara umum, Naïve Bayes efektif untuk teks sederhana, namun algoritma seperti SVM terbukti memberikan akurasi lebih tinggi pada data berbahasa besar dan kompleks.

## Metode Penelitian

### Kerangka Penelitian

Metodologi penelitian ini disusun secara berurutan untuk menghasilkan analisis sentimen yang akurat menggunakan algoritma Naive Bayes. Kerangka penelitian pada Gambar 1 menunjukkan alur kerja dari pengumpulan data sampai evaluasi. Urutan fase tersebut menjadi dasar yang menjelaskan penerapan metode pembelajaran mesin untuk klasifikasi sentimen berbasis teks.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

### Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil tweet yang berkaitan dengan layanan transportasi cepat di Indonesia, mengikuti pendekatan penelitian sebelumnya yang memanfaatkan media sosial sebagai sumber utama opini publik terhadap layanan

transportasi [11]. Media sosial X dipilih karena menghasilkan data teks dalam jumlah besar, bersifat real time, dan mampu mencerminkan persepsi masyarakat secara langsung terhadap suatu layanan transportasi [12]. Oleh karena itu, X menjadi sumber data yang sangat relevan dan representatif untuk analisis sentimen layanan kereta cepat.

### Pre-Processing

*Data Preprocessing* adalah langkah fundamental di *machine learning* yang bertujuan untuk memastikan data sudah dibersihkan, diubah, dan disiapkan agar dapat diproses secara akurat oleh mesin [13]. Tahapan dalam text preprocessing mencakup *Text Cleaning*, *Case Folding*, *Tokenizing*, *Stopword Removal*, dan *Stemming* [14].

#### a. Text Cleaning

Hapus karakter, angka, dan tanda baca yang tidak diperlukan agar teks tetap bersih [15].

#### b. Case Folding

*Case folding* adalah proses mengubah huruf besar pada teks tweet menjadi huruf kecil supaya data lebih mudah diproses oleh sistem [16].

#### c. Tokenizing

Tahap *tokenizing* adalah proses memecah teks menjadi unit kata agar sistem dapat mengolah data dengan lebih mudah. Tahap ini menggunakan spasi sebagai batas antar kata. Setiap kata dipisahkan sesuai jarak antar karakter. Karakter selain pemisah seperti titik atau koma akan tetap menempel pada karakter setelahnya [17].

#### d. Stopword Removal

*Stopword* adalah kata yang sering muncul tetapi tidak memberi makna penting. Pada Information Retrieval dan Text Mining, kata seperti ini biasanya dihilangkan karena tidak menambah informasi. Contohnya kata sambung seperti ‘untuk’, ‘di’, ‘atau’, ‘dari’. Penghapusan stopwords bertujuan mengurangi noise agar proses selanjutnya tetap akurat [18].

#### e. Stemming

*Stemming* merupakan proses untuk memperoleh bentuk dasar suatu kata dengan menghilangkan afiks, baik berupa awalan, akhiran, maupun kombinasi keduanya. Proses ini bertujuan menyamakan kata-kata yang memiliki akar yang sama agar diperlakukan sebagai satu representasi yang seragam. Dengan demikian, berbagai variasi kata dapat direduksi ke dalam bentuk dasar yang sama. [19].

### Data Labelling

Tahap pelabelan dilakukan setelah pra-pemrosesan untuk mengklasifikasikan setiap tweet sebagai sentimen positif atau negatif. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa proses labeling yang akurat sangat memengaruhi performa algoritma seperti SVM dan Naïve Bayes dalam tugas analisis sentimen [20]. Selain itu, karakteristik bahasa pada media sosial yang bersifat tidak baku, kontekstual, dan beragam menuntut pendekatan pelabelan yang

mampu menangkap pola linguistik secara efektif [21]. Oleh karena itu, pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan komputasi agar pola tersebut dapat dipelajari oleh model secara konsisten dan mendukung akurasi hasil analisis.

#### Data Splitting

Setelah melakukan pelabelan data, hasil pelabelan tersebut kemudian dibagi menjadi 2 kelompok yaitu data training dan data testing dengan rasio 80:20 untuk mengurangi potensi overfitting. Kondisi overfitting muncul ketika model bekerja sangat baik pada data latih tetapi tidak mampu menghasilkan prediksi yang akurat saat diuji menggunakan data baru [22]. Data training digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola dalam data [23], sedangkan data testing digunakan untuk menilai seberapa tepat model menghasilkan prediksi. Data ini dipakai untuk mengukur akurasi model yang sudah dibangun [24].

#### Sentimen Klasifikasi

Pada tahap ini, model klasifikasi mulai diterapkan untuk mengolah sentimen pada dataset. Algoritma Naïve Bayes digunakan sebagai dasar pemrosesan. Model dilatih menggunakan data training, dievaluasi dengan data validation, lalu diuji kembali pada data test. Tahapan tersebut mencakup proses pembelajaran model, pengaturan hiperparameter, serta upaya meningkatkan kualitas prediksi yang dihasilkan [25]. Berikut merupakan rumus yang digunakan untuk menghitung probabilitas pada metode Naïve Bayes [26].

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X) \times P(X)}{P(Y)}$$

Keterangan :

X = dugaan data yang berasal dari suatu kelas tertentu

Y = data yang kelasnya belum diketahui

P (X|Y) = peluang X terjadi dengan syarat Y diberikan

P (X) = peluang terjadinya X

P (Y|X) = peluang Y terjadi dengan syarat X diberikan

P (Y) = peluang terjadinya Y

#### Evaluasi Model

Setelah proses klasifikasi, dilakukan evaluasi model untuk melihat sejauh mana algoritma Naive Bayes mampu memprediksi sentimen secara akurat. Proses ini menggunakan beberapa metrik yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-score*, *Confusion Matrix* [9].

#### Visualisasi Grafik

Visualisasi grafik digunakan untuk menampilkan performa model dan distribusi sentimen secara lebih informatif. Penggunaan grafik seperti confusion matrix dan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* membantu peneliti dalam mengevaluasi efektivitas model klasifikasi [27]. Studi sebelumnya juga menunjukkan bahwa visualisasi hasil prediksi memungkinkan identifikasi kesalahan model dan perbandingan performa antar algoritma dengan cara yang lebih mudah dipahami [12]. Oleh karena itu,

visualisasi menjadi bagian penting dalam interpretasi hasil analisis sentimen.

#### Interpretasi

Hasil evaluasi kemudian divisualisasikan dan diinterpretasikan untuk melihat performa model dan menilai apakah metode yang digunakan sudah mencapai tujuan penelitian.

## Hasil dan Pembahasan

### Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa opini dan ulasan publik yang berasal dari platform media sosial X. Data dikumpulkan dengan teknik Web Scraping menggunakan library Python sncrape untuk memperoleh kumpulan ulasan yang menggambarkan pandangan masyarakat terhadap pelayanan Kereta Cepat Whoosh. Pengambilan data dilakukan dengan kata kunci “Whoosh”, “Kereta Cepat”, dan “Pelayanan Whoosh” pada rentang waktu 1 Januari hingga 30 September 2025. Sebanyak 730 tweet berhasil diperoleh, dan data ulasan ini kemudian disiapkan untuk diproses pada tahap pra-pemrosesan dan analisis sentimen lebih lanjut.

### Pre Processing

Data tweet yang diambil dari platform X masih dalam kondisi mentah (*raw data*). Data ini mengandung noise seperti tautan, tanda baca, simbol, dan bahasa tidak baku. Oleh karena itu setelah data dikumpulkan, dilakukan tahap pre processing untuk dibersihkan dan dinormalisasi agar sesuai dan optimal pada tahap analisis berikutnya. Tahap ini dilakukan melalui beberapa proses utama seperti pembersihan teks, case folding, tokenizing, stopword removal dan stemming.

Tabel 1. Tahapan Preprocessing Teks

No	Tahapan	Penjelasan	Hasil
1	Original Text	Contoh tweet asli dari pengguna	Suka bgt @whoosh! 🥰 Cepat & nyaman. Cek jadwal di <a href="https://whoosh.id">https://whoosh.id</a> ya. [Info Iklan: Diskon 10%]
2	Context Cleaning	Menghapus konteks non-opini (contoh: info iklan)	Suka bgt @whoosh! 🥰 Cepat & nyaman. Cek jadwal di <a href="https://whoosh.id">https://whoosh.id</a> ya.
3	After Case Folding	Mengubah semua huruf menjadi huruf kecil	suka bgt @whoosh! 🥰 cepat & nyaman. cek jadwal di <a href="https://whoosh.id">https://whoosh.id</a> ya.
4	After Remove URL & Username	Menghapus tautan URL dan nama pengguna (@username)	suka bgt! 🥰 cepat & nyaman. cek jadwal di ya.
5	After Punctuation Removal	Menghapus semua tanda baca (seperti !, ?, #, .)	suka bgt cepat nyaman cek jadwal di ya
6	After Emoji to Word	Mengubah emoji menjadi representasi	suka bgt cepat nyaman cek jadwal di ya

		kata (simulasi)	
7	After Replace Slang Words	Mengganti kata-kata gaul (slang) ke bentuk baku	suka banget cepat nyaman cek jadwal di
8	After Remove Stopword	Menghapus kata-kata umum (stopword) seperti 'yang', 'di', 'ini'	suka banget cepat nyaman
9	After Stemming	Mengubah kata ke bentuk dasarnya (simulasi)	suka banget cepat nyaman
10	After Tokenization	Memecah teks menjadi bagian-bagian kata (token)	['suka', 'banget', 'cepat', 'nyaman']

### Data Labelling

Pada tahap ini, setiap teks ulasan diklasifikasikan ke dalam 2 kategori utama yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Sentimen positif ditunjukkan pada ulasan yang mengandung apresiasi, pengalaman menyenangkan ataupun penilaian yang menunjukkan kepuasan terhadap layanan. Sedangkan sentimen negatif ditunjukkan pada ulasan yang mengandung kritik, kecewa atau pengalaman kurang menyenangkan.

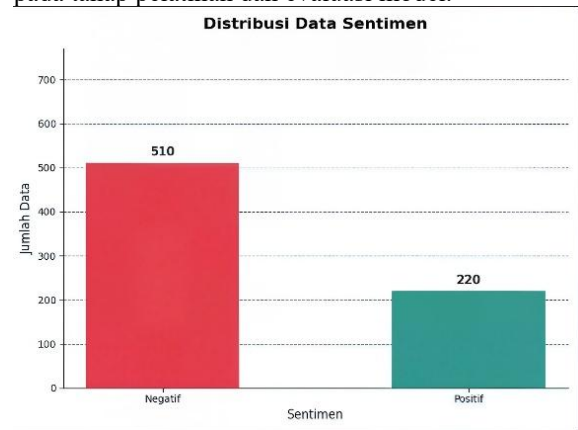
Tabel 2. Hasil Klasifikasi Sentimen

Teks	Label
Gila sih ini cepet banget, baru duduk tau-tau udah sampe bandung aja 🤩	Positif
Tiketnya mahal banget anjir, dompet gue langsung nangis	Negatif
Enak banget woy kursinya, kaki gue bisa selonjoran lega parah	Positif
Stasiunnya jauh bgt dari kota, ribet aksesnya kudu naik grab lagi	Negatif
Desainnya kece badai, berasa lagi di luar negeri cuy	Positif
Pramugarinya ditanya malah jutek, malesin banget dah pelayanannya	Negatif
Ga kerasa goyang samsek pas jalan, anteng bener keretanya	Positif
Sinyal bapuk banget pas lagi ngebut, gabisa update story samsek	Negatif
Masuknya gampang tinggal scan doang, ga pake ribet antri	Positif

Toilet bersih sih, cuma airnya kecil banget keluarnya	Negatif
---	---------

### Data Splitting

Pada tahap ini, dataset yang sudah diberi label kemudian dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data testing dan data training dengan rasio 80:20. Hasil pembagian menghasilkan 584 data untuk training dan 146 data untuk testing. Proses pembagian dilakukan secara otomatis menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari *Scikit-learn* dengan pengaturan random state tertentu agar hasil pembagian tetap konsisten pada setiap eksekusi. Fungsi ini membagi data secara acak berdasarkan rasio yang telah ditetapkan sehingga distribusi data tetap terjaga. Setiap entri memiliki peluang yang sama untuk masuk ke kelompok training atau testing yang membantu menjaga keseimbangan komposisi data. Pengaturan ini memastikan dataset yang dihasilkan siap digunakan pada tahap pelatihan dan evaluasi model.



Gambar 2. Distribusi Data Sentimen

### Sentimen Klasifikasi

Setelah dataset dibagi menjadi data training dan data testing, proses dilanjutkan ke tahap klasifikasi sentimen. Pada tahap ini, model Naive Bayes mulai diterapkan untuk mempelajari pola dari data training. Model menilai setiap kata yang ada dalam ulasan dan menghubungkan kalimat tertentu dengan kategori sentimen yang relevan. Pola yang terbentuk dari proses pelatihan ini kemudian diterapkan pada data testing yang belum pernah diproses sebelumnya. Model menghasilkan label prediksi dan skor kepercayaan untuk setiap teks. Informasi ini membantu melihat sejauh mana model mampu membedakan ulasan positif dan negatif. Perbandingan antara hasil prediksi dan label aktual menunjukkan bagian yang sudah dapat dibaca dengan baik oleh model serta bagian yang masih berpotensi menghasilkan kesalahan. Temuan ini menjadi dasar untuk melanjutkan proses ke tahap evaluasi model.

### Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen pada dataset tweet terkait pelayanan Kereta Cepat Whoosh. Evaluasi ini

bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi serta kemampuan model dalam membedakan sentimen positif dan negatif secara tepat berdasarkan data uji. Pengukuran dilakukan menggunakan metrik evaluasi yang umum digunakan dalam analisis klasifikasi, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, serta *Confusion Matrix* sebagai dasar perhitungan performa model.

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan dataset uji, diperoleh nilai *True Positive (TP)* sebesar 209, *True Negative (TN)* sebesar 485, *False Positive (FP)* sebesar 25, dan *False Negative (FN)* sebesar 11. Nilai-nilai tersebut kemudian digunakan untuk menghitung metrik evaluasi model sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{209+485}{730} = 0.9506 = 95.06\%$$

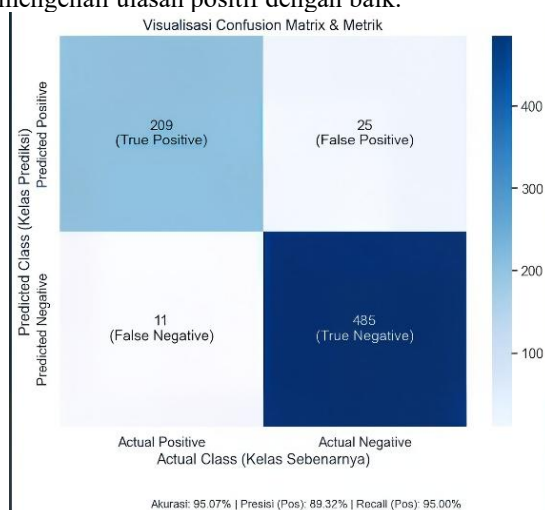
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{209}{209+25} = 0.893 = 89.3\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{209}{209+11} = 0.950 = 95.0\%$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 0.92 = 92.0\%$$

### Visualisasi Grafik

Pengujian kinerja model klasifikasi sentimen dengan algoritma Naïve Bayes dilakukan pada Data Testing berisi 730 sampel. Hasil evaluasi ditampilkan melalui *Confusion Matrix* pada Gambar 5. Matriks ini memperlihatkan perbandingan antara hasil prediksi model dengan kelas sentimen asli. Dari keseluruhan data uji, model mencatat 209 *True Positive* yang berarti ulasan positif berhasil diprediksi dengan benar. Model juga menghasilkan 485 *True Negative* ketika ulasan negatif terdeteksi sesuai labelnya. Kesalahan prediksi tercatat kecil. Terdapat 25 *False Positive* ketika data negatif terbaca sebagai positif dan 11 *False Negative* ketika data positif salah diklasifikasikan menjadi negatif. Kinerja model mencapai akurasi 95.07%. Nilai ini menunjukkan bahwa model Naïve Bayes mampu bekerja secara konsisten pada data baru. Presisi positif berada di angka 89.32% dan recall positif mencapai 95.00%. Kedua nilai ini memperlihatkan bahwa model dapat mengenali ulasan positif dengan baik.



Gambar 3. Confusion Matrix dan Metrik Kinerja Model

### Interpretasi

Secara keseluruhan, sampel menunjukkan kecocokan penuh antara Label Aktual dan Label Prediksi yang menggambarkan akurasi model yang tinggi. Model mampu membaca sentimen pada berbagai jenis isu, baik positif maupun negatif. Pada sisi positif, model mengenali ulasan yang menilai baik aspek layanan seperti kecepatan dan kenyamanan kereta serta pelayanan ramah di stasiun dengan skor keyakinan sangat tinggi seperti 0.98 dan 0.92. Pada sisi negatif, model juga tepat saat mengidentifikasi keluhan yang menyoroti masalah infrastruktur seperti gerbong yang terasa panas dan kendala teknis pada aplikasi pemesanan tiket yang sering error. Skor keyakinannya mencapai 0.99 dan 0.95. Nilai yang mendekati 1.00 ini menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* mampu membedakan kata yang menjadi penanda sentimen positif maupun negatif pada ulasan pelanggan Kereta Cepat Whoosh.

### Kesimpulan dan Saran

#### Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu menghasilkan klasifikasi sentimen yang akurat dan konsisten terhadap layanan Kereta Cepat Whoosh. Melalui pengolahan 730 tweet dari platform X yang melibatkan tahapan preprocessing teks, model berhasil mengidentifikasi pola sentimen positif dan negatif secara efektif. Evaluasi kinerja menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, sehingga memvalidasi efektivitas metode Naive Bayes dalam mengklasifikasikan opini publik dari data teks tidak terstruktur. Hasil penelitian mengindikasikan bahwa persepsi masyarakat terhadap layanan Whoosh, baik berupa apresiasi maupun kritik, dapat terpetakan secara presisi, sehingga memberikan dasar faktual untuk memahami kualitas layanan dari perspektif pengguna.

#### Saran

Untuk penelitian berikutnya, disarankan agar data yang dikumpulkan lebih banyak dan lebih beragam, misalnya dengan mengambil tweet dalam jangka waktu yang lebih panjang atau dari berbagai media sosial, bukan hanya satu platform. Hal ini akan membuat hasil analisis lebih mencerminkan kondisi sebenarnya. Selain itu, perlu dicoba metode analisis lain untuk dibandingkan hasilnya dengan metode yang sekarang digunakan. Yang juga penting adalah mengembangkan analisis yang lebih detail, sehingga bisa mengetahui pendapat masyarakat tentang aspek-aspek tertentu dari layanan Whoosh, seperti soal harga tiket, kenyamanan perjalanan, atau kemudahan akses. Dengan cara ini, hasil penelitian bisa memberikan saran perbaikan yang lebih jelas dan tepat sasaran untuk meningkatkan kualitas layanan Kereta Cepat Whoosh.

### Daftar Pustaka

- [1] T. Agustiranti, A. Khalfani, I. Kurdiana, B. Al Ghiffari, E. D. Juniar, and D. G. Purnama,

- “Penerapan Naive Bayes Terhadap Sentimen Analisis Media Sosial Twitter Pengguna Kereta Cepat Jakarta-Bandung ( Whoosh ),” vol. 7, pp. 297–305, 2024.
- [2] G. Hakim, T. N. Fatyanosa, and A. W. Widodo, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kereta Cepat Whoosh pada Platform X menggunakan IndoBERT,” vol. 8, no. 10, pp. 1–10, 2024.
- [3] Vagnes Angela Fransiska, “ANALISIS SENTIMEN SERVICE QUALITY TRANSPORTASI MASSAL DI INDONESIA MELALUI SOSIAL MEDIA X (STUDI KASUS PADA PT KERETA CEPAT INDONESIA CHINA),” 2024, [Online]. Available: <https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/home/catalog/id/231423/slug/analisis-sentimen-service-quality-transportasi-massal-di-indonesia-melalui-sosial-media-x-studi-kasus-pada-pt-kereta-cepat-indonesia-china-dalam-bentuk-buku-karya-ilmiah.html>
- [4] M. D. Islamanda and Y. Sibaroni, “Whoosh User Sentiment Analysis on Social Media Using Word2Vec and the Best Naïve Bayes Probability Model,” vol. 8, no. 3, pp. 1558–1568, 2024.
- [5] J. Sanjaya, B. Priyatna, and S. S. Hilabi, “Analisis Sentimen Terhadap Opini Proyek Kereta Cepat Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier,” vol. 14, no. 1, pp. 263–270, 2024.
- [6] N. Hazizah and S. Ramadhani, “Pengaruh Kualitas Layanan Dan Kepuasan Pelanggan Terhadap Loyalitas Pelanggan Bus Trans Mebidang,” vol. 30, no. 01, pp. 177–197, 2025.
- [7] J. Tjen, “Pengaruh Jenis Stopwords terhadap Akurasi Model Multinomial Naïve Bayes dalam Proses Sentimen Analisis,” pp. 13–22.
- [8] E. E. Amelia and I. Yustiana, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk UNIQLO dengan Algoritma Naive Bayes,” vol. 8, pp. 141–148, 2024.
- [9] B. A. Santoso, B. I. Nugroho, and D. U. Asyfiya, “TIN : Terapan Informatika Nusantara Perbandingan Algoritma Naïve Bayes , Support Vector Machine , dan Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Politik Youtube TIN : Terapan Informatika Nusantara,” vol. 6, no. 4, pp. 391–400, 2025, doi: 10.47065/tin.v6i4.8326.
- [10] S. Anwar *et al.*, “Klasifikasi Penentuan Tingkat Penyakit Demam Berdarah dengan menggunakan Algoritma Naïve Bayes ( Studi Kasus Puskesmas Nagreg ),” vol. 6, no. 1, pp. 205–212, 2024.
- [11] N. R. Djodjobo and H. Fahmi, “Understanding Public Sentiment on Jakarta Public Transportation Using LSTM,” vol. 8, no. 1, pp. 38–51, 2025.
- [12] K. A. I. Menggunakan *et al.*, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA ACCESS BY,” vol. 12, no. 3, 2024.
- [13] R. N. Prakoso, S. I. Rochim, A. Subarna, and M. E. K, “Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Dan Random Forest Dalam Klasifikasi Obesitas Berdasarkan Faktor Gaya Hidup,” vol. 09, pp. 11–18, 2025.
- [14] S. Setyabudi, E. Aryanny, U. Pembangunan, N. Veteran, J. Timur, and J. Timur, “SENTIMENT ANALYSIS OF LAZADA MARKETPLACE USER RATINGS WITH NAÏVE BAYES AND SUPPORT VECTOR MACHINE METHODS MARKETPLACE LAZADA DENGAN METODE NAÏVE BAYES,” vol. 10, no. 1, pp. 422–433, 2025.
- [15] B. Ansor *et al.*, “NAKNN : An Efficient Classification of Indonesian News Texts with Nazief-Adriani and KNN,” vol. 5, no. 2, pp. 57–64, 2024, doi: 10.26714/jichi.v5i2.15420.
- [16] I. Cetak and I. Online, “DECODE : Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi,” vol. 3, no. 2, pp. 161–171, 2023.
- [17] T. Prasetyo, A. A. Waskita, and T. Taryo, “Analisis Sentimen Pengguna Seputar Kendaraan Listrik Di Twitter Dengan Penerapan Algoritma Naïve Bayes , KNN , dan Decision Tree untuk Klasifikasi,” 2025.
- [18] A. E. Budiman, “Analisis Pengaruh Teks Preprocessing Terhadap Deteksi Plagiarisme Pada Dokumen Tugas Akhir,” vol. 6, pp. 475–488, 2020.
- [19] R. R. Pratama, R. R. Suryono, S. Informasi, and U. T. Indonesia, “PERFORMANCE COMPARISON OF NAIVE BAYES , SUPPORT VECTOR MACHINE AND RANDOM FOREST ALGORITHMS FOR APPLE VISION PRO SENTIMENT ANALYSIS PERBANDINGAN PERFORMA ALGORITMA NAIVE BAYES , SUPPORT VECTOR MACHINE DAN RANDOM FOREST UNTUK ANALISIS SENTIMEN APPLE,” vol. 6, no. 1, pp. 31–39, 2025.
- [20] P. Studi *et al.*, “Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Lintas Rel Terpadu ( LRT ) menggunakan Metode Support Vector Machine Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi berbasis pembelajaran mesin untuk menganalisis sentimen kepuasan pengguna LRT Palembang menggunakan metode Support vector machine ( SVM ). Metode SVM dipilih karena kemampuannya dalam,” 2025.
- [21] R. N. Fitriyani, M. Jajuli, Y. Umaidah, U. S. Karawang, and T. Timur, “COMMUTER LINE MELALUI SOSIAL MEDIA X,” vol. 13, no. 3.
- [22] I. J. Informatika and M. Teknologi, “Sentimen analisis kota tegal berbasis aspek menggunakan algoritma naïve bayes,” vol.

- 26, pp. 45–54, 2024, doi: 10.23969/infomatek.v26i1.11209.
- [23] N. Aulia, S. N. Sari, and N. Wakhidah, “Jurnal Informatika : Jurnal pengembangan IT Analisis Sentimen Aplikasi Get Contact di App Store Menggunakan Metode SVM ( Support Vector Machine ),” vol. 10, no. 1, pp. 139–148, 2025, doi: 10.30591/jpit.v9ix.xxx.
- [24] B. M. K. Neighbors, A. Putra, T. Djoru, and S. Yulianto, “Jurnal JTİK ( Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi ) Pendekatan Machine Learning untuk Deteksi Stunting pada,” vol. 9, no. June, pp. 664–672, 2025.
- [25] A. Ulinuha, E. Majid, R. Nuari, U. T. Indonesia, and B. Lampung, “PERFORMANCE COMPARISON OF BERT METRICS AND CLASSICAL MACHINE LEARNING MODELS ( SVM , NAIVE BAYES ) FOR SENTIMENT ANALYSIS PERBANDINGAN KINERJA METRIK BERT DAN MODEL MACHINE LEARNING KLASIK ( SVM , NAIVE BAYES ) UNTUK,” vol. 10, no. 2, pp. 741–752, 2025.
- [26] Rania Nurbaity Winarno, Balqis Trihapsari Adiratna, and Andina Kanaya Azzahra, “User Acceptance Analysis of AI GROK on Platform X,” *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 3, pp. 2114–2120, 2025, doi: 10.59934/jaiea.v4i3.1107.
- [27] V. Kevin, S. Que, A. Iriani, and H. D. Purnomo, “Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization ( Online Transportation Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization ),” vol. 9, no. 2, pp. 162–170, 2020.