

**PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK
MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP
LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA
BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

FAHRI NASUTION

2209010262



**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2026**

**PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK
MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP
LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA
BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

FAHRI NASUTION

2209010262

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK
MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP
LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI
INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X

Nama Mahasiswa : FAHRI NASUTION

NPM : 2209010262

Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Zuli Agustina Gultom, M.Si)
NIDN. 0130089003

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom)
NIDN. 0117088902



(Dr. Asrizmi, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Oktober 2026

Yang membuat pernyataan



Fahri Nasution

NPM. 2209010262

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama	: Fahri Nasution
NPM	: 2209010262
Program Studi	: Sistem Informasi
Karya Ilmiah	: Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

**PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS
SENTIMEN PUBLIK TERHADAP LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE
DI INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Oktober 2026

Yang membuat pernyataan



Fahri Nasution

NPM. 2209010262

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap	: Fahri Nasution
Tempat dan Tanggal Lahir	: Pangkal Dolok Lama, 04 Juli 2003
Alamat Rumah	: Desa Pangkal Dolok Lama, Kec. Batang Onang, Kab. Padang Lawas Utara
Telepon/Faks/HP	082276217029
E-mail	: fahrinasution105@gmail.com
Instansi Tempat Kerja	: -
Alamat Kantor	: -

DATA PENDIDIKAN

SD	: SDN100010 Sababalik	TAMAT: 2016
SMP	: SMPN 1 Batang Onang	TAMAT: 2019
SMA	: Smk Swasta Teruna Padang Sidimpuan	TAMAT: 2022

KATA PENGANTAR



Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, hidayah, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul "**PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X**". Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat mutlak untuk menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) dan memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom.) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU).

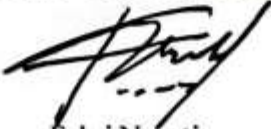
Penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatra Utara.
3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom. Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatra Utara.
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom. Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatra Utara.
5. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom Ketua Program Studi Sistem Informasi
6. Bapak Mulkan Azhari, M.Kom, M.Kom Sekretaris Program Studi Sistem Informasi
7. Ibu Zuli Agustina Gultom, M.Si., selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang telah tulus meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran dalam memberikan

bimbingan, arahan, serta motivasi kepada penulis hingga selesainya penyusunan skripsi ini.

8. Bapak/Ibu dosen Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (FIKTI UMSU).
9. Seluruh Pegawai Biro Administrasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (FIKTI UMSU).
10. Semua pihak yang telah berkontribusi, sekecil apa pun itu, termasuk mereka yang pernah meluangkan waktu untuk berdiskusi atau sekadar menyumbangkan ide-ide kecil namun sangat berarti bagi kelancaran penyelesaian skripsi ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Medan, Oktober, 2026



Fahri Nasution

PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X

ABSTRAK

Layanan transportasi online seperti Gojek dan Grab telah menjadi bagian penting dari mobilitas masyarakat di Indonesia. Tingginya penggunaan layanan ini memicu banyaknya opini publik yang tersebar di media sosial X, baik berupa apresiasi maupun keluhan. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan text mining dan metode Naïve Bayes dalam menganalisis dan memetakan sentimen publik terhadap layanan transportasi online agar dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi kualitas layanan berbasis data. Dataset yang digunakan berjumlah 1.930 tweet mengenai Gojek dan Grab yang dikumpulkan dari Januari 2023 hingga Desember 2025, lalu dilabeli secara manual ke dalam kelas positif dan negatif. Data diproses melalui tahapan preprocessing (termasuk cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming), lalu dibobotkan menggunakan metode TF-IDF sebelum diklasifikasikan menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes dengan rasio pembagian data latih dan uji sebesar 80:20. Hasil pengujian model menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat accuracy sebesar 87,31%, precision 89,53%, recall 83,24%, F1-score 86,27%, dan nilai ROC-AUC mencapai 0,9574. Hasil pemetaan klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa terdapat 923 tweet (47,8%) bersentimen positif dan 1.007 tweet (52,2%) bersentimen negatif. Hal ini membuktikan bahwa metode Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF sangat efektif dalam menganalisis opini teks, serta menunjukkan bahwa opini masyarakat saat ini terhadap layanan transportasi online di Indonesia masih didominasi oleh keluhan yang sedikit lebih besar dibandingkan apresiasi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, TF-IDF, Transportasi *Online*, Media Sosial X.

APPLICATION OF THE NAÏVE BAYES METHOD TO ANALYZE PUBLIC SENTIMENT TOWARDS ONLINE TRANSPORTATION SERVICES IN INDONESIA BASED ON X SOCIAL MEDIA DATA

ABSTRACT

Online transportation services such as Gojek and Grab have become an essential part of community mobility in Indonesia. The high usage of these services triggers massive public opinion spread on X social media, in the form of both appreciation and complaints. This study aims to apply text mining and the Naïve Bayes method to analyze and map public sentiment towards online transportation services so that it can be utilized as data-driven evaluation material for service quality. The dataset used consists of 1,930 tweets regarding Gojek and Grab collected from January 2023 to December 2025, which were manually labeled into positive and negative classes. The data were processed through preprocessing stages (including cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, and stemming), then weighted using the TF-IDF method before being classified using the Multinomial Naïve Bayes algorithm with a 80:20 ratio of training and testing data. The model evaluation results demonstrated excellent performance with an accuracy of 87.31%, precision of 89.53%, recall of 83.24%, F1-score of 86.27%, and an ROC-AUC value reaching 0.9574. The sentiment mapping results revealed that there were 923 tweets (47.8%) with positive sentiment and 1,007 tweets (52.2%) with negative sentiment. This proves that the Naïve Bayes method combined with TF-IDF weighting is highly effective in analyzing text opinions, and also indicates that current public opinion regarding online transportation services in Indonesia is still dominated by complaints, which are slightly higher than appreciation.

Keywords: Sentiment Analysis, Naïve Bayes, TF-IDF, Online Transportation, X Social Media.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	iv
RIWAYAT HIDUP.....	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK.....	viii
ABSTRACT	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	5
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian.....	7
1.5. Manfaat Penelitian.....	7
BAB II LANDASAN TEORI.....	9
2.1 Analisis Sentimen.....	9
2.3 Transportasi Online	10
2.6 Ekstraksi Fitur: TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency)	14
2.7 Algoritma Naive Bayes Classifier	15
BAB III ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM.....	18
3.1 Analisis Permasalahan.....	18
3.2 Algoritma Sistem.....	21
3.2.1 Alur Penelitian (Flowchart)	21
3.2.2 Penjelasan Algoritma.....	21
Berikut ini adalah penjelasan dari setiap tahapan alur penelitian diatas yaitu:	21
3.2.3 Lingkungan Pengembangan Sistem.....	30
3.3.1 Use Case Diagram	32
3.4 Perancangan Antarmuka.....	36
3.4.1 Rancangan Halaman Login.....	37
3.4.2 Rancangan Halaman Dashboard.....	37
3.4.3 Rancangan Halaman Upload Data	38

3.4.4 Rancangan Halaman Preprocessing Data	39
3.4.5 Rancangan Halaman Klasifikasi Naïve Bayes	40
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM.....	42
4.1 Implementasi Sistem	42
4.1.1 Implementasi Halaman Login	42
4.1.2 Implementasi Halaman Dashboard	43
4.1.3 Implementasi Halaman Upload Data	44
4.1.4 Implementasi Halaman Preprocessing	45
4.1.5 Implementasi Halaman Klasifikasi Naïve Bayes	45
4.1.6 Implementasi Halaman Hasil	46
4.2 Implementasi Basis Data	47
4.3 Pengujian Sistem (Black Box Testing)	48
4.4 Hasil Pengujian Model Naïve Bayes	48
4.4.1 Pembagian Data Latih dan Data Uji	49
4.4.2 Confusion Matrix	49
4.4.3 Hasil Evaluasi Model	50
4.4.4 Analisis Hasil Klasifikasi	51
4.4.5 Perhitungan Manual	52
4.5 Pembahasan	57
BAB V PENUTUP	59
5.1 Kesimpulan	59
5.2 Saran	60
DAFTAR PUSTAKA	61
LAMPIRAN	64

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	16
Tabel 3. 1 Perbandingan Split Data	25
Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Black Box.....	48
Tabel 4. 2 Pembagian Data Latih dan Data Uji	49
Tabel 4. 3 Confusion Matrix Hasil Klasifikasi	49
Tabel 4. 4 Hasil Evaluasi Model Naïve Bayes	50
Tabel 4. 5 Contoh Hasil Klasifikasi Data Uji	51

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Alur Penelitian	21
Gambar 3. 2 Use Case Diagram	33
Gambar 3. 3 Activity Diagram	35
Gambar 3. 4 Halaman Login	37
Gambar 3. 5 Halaman Dashboard.....	38
Gambar 3. 6 Halaman Upload Data.....	39
Gambar 3. 7 Halaman Preprocessing.....	39
Gambar 3. 8 Halaman Klasifikasi.....	40
Gambar 3. 9 Halaman Hasil.....	41
Gambar 4. 1 Tampilan Halaman Login	43
Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Dashboard	44
Gambar 4. 3 Tampilan Halaman Upload Data	44
Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Preprocessing	45
Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Klasifikasi	46
Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil Analisis	47

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi informasi, internet, dan perangkat bergerak telah membawa perubahan besar dalam berbagai aspek kehidupan masyarakat, termasuk pada sektor transportasi. Perubahan tersebut mendorong lahirnya layanan transportasi online yang menawarkan kemudahan, kecepatan, dan efisiensi melalui pemanfaatan aplikasi digital. Di Indonesia, layanan seperti Gojek dan Grab telah menjadi bagian penting dari mobilitas masyarakat karena mampu memberikan alternatif yang lebih praktis dibandingkan transportasi konvensional. Kondisi ini menunjukkan bahwa transportasi online tidak lagi sekadar pilihan tambahan, tetapi telah berkembang menjadi bagian dari kebutuhan harian masyarakat modern (Khoiruddin et al., 2023).

Selain Gojek, Grab juga merupakan salah satu penyedia layanan transportasi online terbesar di Indonesia yang memiliki basis pengguna sangat luas. Grab menyediakan berbagai layanan, seperti transportasi, pengantaran makanan, pengiriman barang, dan pembayaran digital yang digunakan masyarakat dalam aktivitas sehari-hari. Seiring meningkatnya jumlah pengguna, volume ulasan dan opini terhadap layanan Grab juga terus bertambah. Penelitian (Nurfauzi et al., 2025) menunjukkan bahwa ribuan ulasan pengguna Grab dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk mengevaluasi kualitas layanan, mengidentifikasi permasalahan operasional, serta memberikan masukan bagi pengembangan layanan. Oleh karena itu, analisis terhadap opini pengguna Grab menjadi penting untuk memahami persepsi masyarakat terhadap salah satu layanan transportasi online terbesar di Indonesia.

Seiring dengan meningkatnya penggunaan layanan transportasi online, volume opini publik terhadap layanan tersebut juga semakin besar. Opini tersebut muncul dalam bentuk ulasan aplikasi maupun unggahan di media sosial yang memuat pengalaman pengguna, kritik, keluhan, serta apresiasi terhadap layanan yang mereka gunakan. (Yuniar & Kismiantini, 2023) menunjukkan bahwa dari 4.198 ulasan Gojek yang dianalisis, data cenderung memiliki sentimen positif dan metode Naïve Bayes menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 89,9%. Penelitian (L et al., 2023) juga menemukan bahwa dari 6.485 ulasan pelanggan Gojek, terdapat 4.387 sentimen positif dan 2.098 sentimen negatif, dengan akurasi model Naïve Bayes sebesar 88,5%. Sementara itu, penelitian (Rifa'I et al., 2024) pada aplikasi Grab menghasilkan 1.677 sentimen positif dan 69 sentimen negatif, dengan akurasi sebesar 84,36%. Hasil tersebut diperkuat oleh penelitian (Nurfauzi et al., 2025) yang menganalisis 2.140 ulasan pengguna Grab Indonesia menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 92%, sedangkan SVM memperoleh akurasi sebesar 93%. Meskipun SVM memiliki akurasi sedikit lebih tinggi, Naïve Bayes tetap dinilai memiliki keunggulan dari sisi efisiensi komputasi sehingga masih layak digunakan dalam analisis sentimen terhadap layanan transportasi online. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa opini publik terhadap layanan transportasi online merupakan sumber informasi yang penting untuk menilai kualitas layanan secara lebih terukur (D. Budiman et al., 2024; Rifa'I et al., 2024; Yuniar & Kismiantini, 2023).

Di sisi lain, banyaknya data opini yang tersedia di media sosial menimbulkan persoalan dalam proses pengolahannya. Data yang terkumpul umumnya berupa

teks tidak terstruktur, tersebar dalam jumlah besar, dan sulit dianalisis secara manual. (Yuniar & Kismiantini, 2023) menjelaskan bahwa jumlah ulasan pengguna yang terus meningkat menyebabkan perusahaan kesulitan mendapatkan informasi dari seluruh ulasan yang ada, sehingga diperlukan teknik pengolahan data dalam jumlah besar. Pada penelitian yang sama juga ditemukan bahwa ulasan Gojek memuat topik yang berulang pada sentimen negatif, sehingga informasi dari opini pengguna sebenarnya dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi layanan. Artinya, opini publik terhadap layanan transportasi online tidak cukup hanya dibaca secara manual, tetapi perlu diproses dengan pendekatan yang sistematis agar pola sentimennya dapat dipetakan secara lebih akurat (Yuniar & Kismiantini, 2023).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan pendekatan teknologi yang mampu mengolah data teks secara otomatis. Dalam hal ini, text mining dan analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan karena dapat digunakan untuk mengekstraksi opini, mengelompokkan polaritas sentimen, dan menghasilkan informasi yang lebih mudah dipahami. (Yuniar & Kismiantini, 2023) menyatakan bahwa analisis sentimen merupakan metode yang secara otomatis mempelajari dan memproses teks untuk memperoleh informasi sentimen yang terkandung dalam kalimat opini. Selain itu, (D. Budiman et al., 2024) menunjukkan bahwa analisis sentimen pada data Twitter dapat dilakukan melalui tahapan pengumpulan data, pelabelan, praproses, transformasi TF-IDF, klasifikasi, evaluasi model, dan visualisasi hasil. Dengan demikian, penerapan text mining dan analisis sentimen dapat membantu memetakan persepsi masyarakat terhadap layanan transportasi online secara lebih cepat, objektif, dan terstruktur (D. Budiman et al., 2024; M. A. Irawan & Aryanny, 2025; Yuniar & Kismiantini, 2023).

Selain Naïve Bayes, beberapa algoritma lain juga banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen, di antaranya Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest. Support Vector Machine merupakan algoritma klasifikasi yang dikenal efektif dalam mengolah data teks karena mampu membentuk batas pemisah (hyperplane) yang optimal antar kelas sehingga sering menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi.

Sementara itu, Random Forest merupakan algoritma berbasis ensemble learning yang bekerja dengan menggabungkan banyak pohon keputusan (decision tree) untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengurangi risiko overfitting. (Fahmi et al., 2023) menjelaskan bahwa Random Forest memiliki performa yang baik pada data yang memiliki banyak fitur serta mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam tugas klasifikasi sentimen. Selain itu (B. Irawan & Nurdiawan, 2023) juga menerapkan Random Forest dalam analisis sentimen pengguna Gojek dan Grab pada media sosial Twitter, yang menunjukkan bahwa algoritma tersebut dapat digunakan secara efektif untuk mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna terhadap layanan transportasi online. Meskipun SVM dan Random Forest mampu menghasilkan performa yang baik, kedua metode tersebut umumnya memiliki proses pelatihan yang lebih kompleks serta memerlukan optimasi parameter yang lebih banyak dibandingkan Naïve Bayes. Sebaliknya, Naïve Bayes memiliki proses komputasi yang lebih sederhana, efisien, dan tetap mampu menghasilkan tingkat akurasi yang kompetitif pada berbagai penelitian analisis sentimen layanan transportasi online. Oleh karena itu, penelitian ini memilih menggunakan metode Naïve Bayes karena menawarkan keseimbangan

antara tingkat akurasi, efisiensi komputasi, kemudahan implementasi, serta kesesuaiannya dalam mengolah data teks yang berasal dari media sosial X.

Model SVM memperoleh akurasi sebesar 96% dan mengungguli Random Forest yang memperoleh akurasi sebesar 93%. Namun, Naïve Bayes terbukti efektif dalam pengolahan teks karena mampu menghasilkan akurasi tinggi, seperti pada penelitian (E et al., 2024) yang memperoleh akurasi 97,65%, precision 95,23%, dan recall 98,74%, sehingga model naïve bayes dapat digunakan dalam penelitian tentang layanan transportasi online di Indonesia. Layanan tersebut memiliki ketergantungan dengan opini publik yang tersebar di media sosial X. Data opini tersebut sangat bernilai untuk memahami persepsi masyarakat, tetapi sulit diolah secara manual karena bersifat tidak terstruktur dan berjumlah besar. Oleh sebab itu, penelitian mengenai analisis sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia berbasis data media sosial X dengan menggunakan metode Naïve Bayes perlu dilakukan. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran mengenai kecenderungan sentimen masyarakat sekaligus memperkuat penerapan text mining dalam pengolahan data opini publik. Berdasarkan uraian latar belakang masalah yang telah dijelaskan, maka penelitian ini disusun dalam skripsi yang berjudul “PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X”.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana penerapan text mining dan metode Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia, khususnya layanan Gojek dan Grab, berbasis data media sosial X?
2. Bagaimana performa metode Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia berdasarkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score?
3. Bagaimana hasil pemetaan sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia berdasarkan kategori sentimen positif dan negatif pada data media sosial X?

1.3. Batasan Masalah

Agar penelitian lebih terarah dan tidak meluas, maka batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan berasal dari unggahan publik di media sosial X yang membahas layanan transportasi online di Indonesia, dengan fokus utama pada Gojek dan Grab.
2. Data dikumpulkan dari periode Januari 2023 hingga Desember 2025 untuk memastikan analisis tetap relevan dengan kondisi terbaru layanan Gojek dan Grab.
3. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes.
4. Data diolah melalui tahapan crawling, preprocessing, pembobotan TF-IDF, klasifikasi dengan Naïve Bayes, dan evaluasi model.
5. Klasifikasi sentimen dibagi menjadi dua kelas, yaitu positif dan negatif.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menerapkan text mining dan metode Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia, khususnya layanan Gojek dan Grab, berbasis data media sosial X.
2. Mengukur performa metode Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia berdasarkan accuracy, precision, recall, dan F1-score.
3. Memetakan sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia ke dalam kategori positif dan negatif berdasarkan data media sosial X.

1.5. Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Bagi peneliti selanjutnya, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi akademik bagi penelitian selanjutnya, khususnya yang berkaitan dengan text mining, analisis sentimen, media sosial X, dan penerapan algoritma Naïve Bayes pada data teks.
2. Bagi perusahaan atau instansi terkait, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi untuk peningkatan kualitas layanan dan pengambilan keputusan yang lebih berbasis data.

3. Bagi penulis, penelitian ini diharapkan menjadi sarana bagi penulis untuk menerapkan ilmu yang telah diperoleh selama perkuliahan, khususnya pada bidang data mining, text mining, machine learning, dan analisis data opini publik.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah cabang dari Natural Language Processing yang bertujuan mengekstraksi opini, sikap, atau emosi dari teks. Metode ini digunakan untuk mengidentifikasi bagaimana pengguna menilai suatu produk, layanan, atau fenomena tertentu berdasarkan bahasa yang mereka gunakan secara tertulis. Klasifikasi sentimen umumnya dibagi menjadi positif, negatif, yang masing-masing merepresentasikan kepuasan, ketidakpuasan, atau informasi yang bersifat faktual tanpa muatan emosional yang jelas. Dalam konteks layanan transportasi online, analisis sentimen membantu perusahaan memahami persepsi publik terhadap berbagai aspek layanan seperti kecepatan, keamanan, harga, dan interaksi dengan pengemudi.

Algoritma Naïve Bayes sering digunakan dalam analisis sentimen karena kesederhanaannya, efisiensi komputasi, dan kemampuan untuk menangani dataset teks besar secara efektif. Probabilitas kondisional digunakan untuk menentukan kelas sentimen berdasarkan kemunculan kata-kata penting dalam teks, dengan asumsi independensi antar kata. Metode ini telah terbukti mampu menghasilkan klasifikasi yang akurat pada dataset ribuan tweet pengguna Gojek dan Grab. Dengan analisis ini, perusahaan dapat memetakan opini publik secara sistematis, mengidentifikasi keluhan utama, dan merancang strategi perbaikan layanan. Analisis sentimen juga menjadi instrumen penting untuk penelitian akademik karena memungkinkan pemetaan persepsi pengguna secara kuantitatif dan berbasis data real-time (D. Budiman et al., 2024; M. A. Irawan & Aryanny, 2025)

2.2 Text Mining

Text mining adalah proses ekstraksi informasi dan pola dari data teks yang tidak terstruktur, seperti komentar, ulasan, atau postingan media sosial. Proses ini melibatkan beberapa tahap, termasuk pengumpulan data, *preprocessing*, transformasi teks menjadi representasi numerik, klasifikasi, dan evaluasi hasil analisis. Tahap *preprocessing* meliputi *cleansing*, *case folding*, *tokenizing*, normalisasi kata, penghapusan *stopwords*, dan *stemming*. Pembersihan ini penting karena bahasa di media sosial sering bersifat informal, singkat, dan mengandung kesalahan ejaan, simbol, serta singkatan.

Setelah teks dibersihkan, representasi numerik dilakukan menggunakan metode TF-IDF untuk memberikan bobot kata berdasarkan pentingnya dalam dokumen dan kelangkaannya di seluruh korpus. TF-IDF memastikan kata yang paling relevan untuk klasifikasi sentimen memperoleh bobot yang tinggi, sehingga model Naïve Bayes dapat memprediksi kelas dokumen dengan lebih akurat. Text mining tidak hanya membantu identifikasi sentimen, tetapi juga memungkinkan peneliti mengekstrak tren opini, pola kata kunci, dan isu layanan yang muncul secara dominan di media sosial. Dengan demikian, *text mining* menjadi langkah krusial untuk mengubah data teks mentah menjadi informasi yang siap dianalisis secara kuantitatif dan sistematis (D. Budiman et al., 2024; Khoiruddin et al., 2023).

2.3 Transportasi Online

Transportasi online merupakan inovasi layanan transportasi berbasis digital yang memanfaatkan aplikasi mobile untuk memesan layanan secara cepat, mudah, dan terukur. Di Indonesia, layanan ini berkembang pesat sejak 2010 sebagai solusi terhadap keterbatasan transportasi konvensional dan meningkatnya kebutuhan mobilitas masyarakat urban. Gojek menjadi salah satu pelopor transportasi online

di Indonesia, dimulai dengan layanan GoRide yang menawarkan ojek berbasis aplikasi. Selanjutnya, Gojek berevolusi menjadi super app, menambahkan layanan GoCar, dan GoRide, sehingga tidak hanya menyediakan transportasi tetapi juga mendukung kebutuhan harian masyarakat perkotaan.

Selain Gojek, Grab juga berkembang sebagai salah satu penyedia layanan transportasi online terbesar di Indonesia dengan menghadirkan berbagai layanan, seperti GrabBike, GrabCar, GrabFood, GrabExpress, dan layanan pembayaran digital. Tingginya jumlah pengguna Grab menghasilkan banyak ulasan dan opini yang mencerminkan pengalaman pengguna terhadap kualitas layanan, Sebagaimana di tunjukkan oleh penelitian (Nurfauzi et al., 2025).

Dampak sosial ekonomi Gojek cukup signifikan, termasuk membuka peluang kerja bagi mitra pengemudi, mendukung UMKM melalui GoFood, dan memperluas digitalisasi transaksi melalui GoPay. Kehadiran Gojek meningkatkan efisiensi transportasi, kenyamanan pengguna, serta memfasilitasi integrasi layanan digital di masyarakat perkotaan. Di sisi lain, Grab juga memberikan kontribusi yang serupa melalui penyediaan layanan transportasi, pengantaran makanan, dan pengiriman barang yang telah menjadi bagian dari aktivitas masyarakat. Penelitian (Afiyati et al., 2025) menunjukkan bahwa analisis sentimen terhadap 1.195 ulasan aplikasi Grab mampu memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap kualitas layanan. Hasil analisis tersebut diharapkan dapat menjadi masukan bagi perusahaan dalam meningkatkan pengalaman pengguna dan mempertahankan kualitas layanan yang diberikan. Perusahaan ini juga berperan sebagai studi kasus relevan untuk analisis sentimen publik, karena opini pengguna terkait kualitas layanan dapat terekam melalui media sosial X. Analisis persepsi publik terhadap Gojek dan Grab

memungkinkan identifikasi aspek layanan yang perlu diperbaiki dan pengembangan strategi bisnis yang lebih responsif (Bahasoan et al., 2024; Q. Budiman et al., 2021; Islami & Choerunnisa, 2025; L et al., 2023)

2.4 Media Sosial X (Twitter)

Media sosial X adalah platform digital yang memungkinkan pengguna menyampaikan opini, pengalaman, dan tanggapan terhadap layanan secara langsung dan real-time. Tweet yang diunggah mengandung teks singkat, hashtag, mention, emotikon, dan bahasa informal, sehingga sangat kaya informasi namun kompleks untuk dianalisis. Platform ini menjadi sumber data penting dalam penelitian analisis sentimen karena memuat opini publik secara spontan dan real-time.

Data dari X dapat diakses melalui API, memungkinkan pengumpulan dataset besar dan representatif. Dalam konteks layanan transportasi online, tweet pengguna dapat dianalisis untuk mengidentifikasi tren opini, kepuasan pelanggan, keluhan utama, serta aspek layanan yang dianggap paling penting. Media sosial X juga memberikan konteks temporal yang memungkinkan peneliti melihat bagaimana persepsi publik berubah seiring waktu. Analisis ini membantu perusahaan seperti Gojek dan grab dalam menyesuaikan strategi layanan dan mengidentifikasi isu yang membutuhkan intervensi cepat. Dengan demikian, media sosial X menyediakan data yang relevan, luas, dan dapat diproses secara sistematis untuk penelitian analisis sentimen (D. Budiman et al., 2024; Fahmi et al., 2023).

2.5 Tahapan Preprocessing Data

Data Twitter untuk analisis sentimen cenderung *noisy*, mengandung *emoji*, simbol, *URL*, *mention*, singkatan, dan variasi ejaan. Agar data dapat dianalisis secara akurat, diperlukan tahap *preprocessing* yang sistematis. Preprocessing membersihkan data, menyamakan format, dan menyiapkan kata-kata relevan agar algoritma klasifikasi dapat bekerja optimal (Fahmi et al., 2023; Yuniar & Kismiantini, 2023). Tahapan preprocessing yang umum digunakan meliputi beberapa langkah utama:

- a. Case Folding: Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*) sehingga kata yang sama tetapi memiliki kapitalisasi berbeda dianggap identik, misalnya “GoJek” dan “gojek” dianggap sama (Yuniar & Kismiantini, 2023)
- b. Tokenizing: Memecah teks menjadi unit kata atau token. Tahap ini memungkinkan analisis frekuensi kata dan identifikasi kata kunci, serta mempermudah penghitungan probabilitas dalam Naive Bayes (Islami & Choerunnisa, 2025)
- c. Stopword Removal: Proses menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan informasi signifikan, seperti “dan”, “yang”, atau “untuk”. Penghapusan ini membantu algoritma fokus pada kata yang relevan dengan opini pengguna (D. Budiman et al., 2024; Fahmi et al., 2023; Yuniar & Kismiantini, 2023).
- d. Stemming: Mengubah kata ke bentuk dasar menggunakan library Sastrawi. Misalnya, kata “berjalan”, “berjalanlah”, dan “jalan” diseragamkan menjadi “jalan”. Stemming mengurangi variasi morfologis dan meningkatkan konsistensi fitur kata (Fahmi et al., 2023).

Dengan preprocessing yang lengkap, dataset Twitter menjadi lebih bersih, terstruktur, dan siap untuk tahap ekstraksi fitur. Tahap ini menjadi fondasi penting agar Naive Bayes mampu memprediksi sentimen secara akurat dan menghasilkan evaluasi yang valid terhadap layanan Gojek (D. Budiman et al., 2024)

2.6 Ekstraksi Fitur: TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency)

Setelah preprocessing, teks perlu diubah menjadi representasi numerik agar algoritma klasifikasi dapat memprosesnya. TF-IDF adalah metode representasi teks yang menggabungkan *term frequency* (TF) dan *inverse document frequency* (IDF).

TF mengukur frekuensi kata dalam dokumen, sementara IDF menilai kelangkaan kata di seluruh korpus, sehingga kata yang jarang muncul tetapi penting mendapat bobot tinggi (Fahmi et al., 2023; Yuniar & Kismiantini, 2023).

TF-IDF membantu menyeleksi kata-kata kunci yang paling berpengaruh terhadap sentimen. Kata seperti “cepat”, “murah”, “driver”, atau “layanan” sering muncul dalam tweet positif atau negatif, sehingga bobotnya tinggi. Kata umum seperti “dan” atau “yang” akan mendapatkan bobot rendah dan tidak memengaruhi hasil analisis (Yuniar & Kismiantini, 2023).

Penggunaan TF-IDF memudahkan Naive Bayes memfokuskan probabilitas pada kata relevan. Teknik ini memungkinkan peneliti mengidentifikasi pola kata dominan, tren opini, dan isu layanan utama dari ribuan tweet. Selain itu, TF-IDF meningkatkan akurasi model dengan mengurangi noise dari kata-kata yang tidak relevan dan memberikan representasi yang lebih informatif untuk analisis sentimen layanan Go-Jek dan Grab.

2.7 Algoritma Naive Bayes Classifier

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang menggunakan Teorema Bayes untuk memprediksi kelas dokumen berdasarkan kata-kata di dalamnya. Algoritma ini disebut “naive” karena mengasumsikan bahwa setiap kata bersifat independen (*independence assumption*), meskipun dalam praktik kata-kata sering berkorelasi. Probabilitas setiap kata dihitung untuk setiap kelas sentimen (positif, negatif) menggunakan dataset latih berlabel (Fahmi et al., 2023; Yuniar & Kismiantini, 2023).

Kelebihan Naive Bayes adalah kecepatan dan efisiensi komputasi, sehingga cocok untuk dataset teks besar seperti ribuan tweet pengguna Gojek dan Grab. Berbeda dengan SVM yang menggunakan hyperplane untuk memisahkan kelas, Naive Bayes menggunakan probabilitas kata untuk menentukan kemungkinan kelas dokumen. Dengan pendekatan probabilistik, Naive Bayes tetap dapat memberikan prediksi yang baik meskipun data mengandung variasi bahasa informal atau kata yang jarang muncul (Yuniar & Kismiantini, 2023).

Naive Bayes dapat digabungkan dengan TF-IDF untuk menghasilkan prediksi lebih akurat. Model ini memungkinkan peneliti memetakan kata kunci yang berpengaruh, mengevaluasi opini publik, mengidentifikasi keluhan utama, dan memetakan sentimen pengguna secara sistematis. Dengan demikian, Naive Bayes menjadi algoritma yang tepat untuk analisis sentimen layanan Gojek dan Grab dari data Twitter secara real-time dan efisien (D. Budiman et al., 2024; Herawati et al., 2018).

2.8 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu berfungsi sebagai dasar untuk memahami kemajuan ilmu pengetahuan terkait topik yang dianalisis, serta mengidentifikasi perbedaannya dengan penelitian ini. Ringkasan penelitian tersebut disajikan dalam Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis & Tahun	Judul Penelitian	Metode	Dataset / Sumber Data	Hasil / Temuan
1	Khoiruddin et al., 2022	Analisis Sentimen Gojek Indonesia pada Twitter menggunakan Naive Bayes dan SVM	Naive Bayes, SVM	Tweet pengguna Gojek Indonesia	Klasifikasi sentimen positif & negatif dengan akurasi tinggi, Naive Bayes efektif untuk dataset besar
2	Yuniar & Kismiantini, 2023	Analisis Sentimen Ulasan pada Gojek Menggunakan Naive Bayes	Naive Bayes, TF-IDF	4.500 ulasan pengguna	Sentimen positif & negatif terklasifikasi, TF-IDF meningkatkan akurasi Naive Bayes
3	Indarwati & Februariyanti, 2023	Analisis Sentimen Terhadap Kualitas Layanan Aplikasi Go-Jek Menggunakan Naive Bayes Classifier	Naive Bayes Classifier, TF-IDF	Dataset 3.200 ulasan	Identifikasi aspek layanan yang mempengaruhi kepuasan, model mencapai akurasi 85%
4	Saputra et al., 2024	Analisis Sentimen Aplikasi Gojek pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes	Naive Bayes, TF-IDF	5.000 tweet	Analisis tren sentimen real-time, Naive Bayes bekerja optimal untuk data Twitter

5	Heristian et al., 2025	Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Menggunakan Algoritma Naive Bayes pada Aplikasi Gojek	Naive Bayes	6.485 ulasan	Sentimen positif & negatif terklasifikasi, evaluasi performa model baik, akurasi mencapai 88%
6	Petriwi et al., 2022	Analisis Sentimen Gofood Berdasarkan Twitter Menggunakan Naive Bayes dan SVM	Naive Bayes, SVM	3.800 tweet	Naive Bayes lebih cepat dan efisien untuk klasifikasi dibanding SVM, analisis sentimen berhasil diidentifikasi

BAB III

ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Analisis Permasalahan

Permasalahan utama dalam penelitian ini berasal dari banyaknya opini publik mengenai layanan Gojek dan Grab yang tersebar di media sosial X atau Twitter. Media sosial X menjadi salah satu ruang digital yang sering digunakan masyarakat untuk menyampaikan pengalaman, keluhan, kritik, maupun apresiasi terhadap layanan yang mereka gunakan. Dalam konteks Gojek, opini pengguna dapat berkaitan dengan berbagai layanan seperti GoRide, dan GoCar. Sementara itu, pada layanan Grab, opini pengguna juga banyak membahas layanan seperti GrabBike, GrabCar, dan GrabFood, yang mencerminkan pengalaman pengguna terhadap kualitas layanan, tarif, waktu tunggu, maupun kinerja pengemudi. Penelitian (Nurfauzi et al., 2025) menunjukkan bahwa ulasan pengguna Grab merupakan sumber informasi yang penting untuk mengevaluasi kualitas layanan dan mengidentifikasi berbagai permasalahan operasional yang dialami pengguna. Opini tersebut penting karena dapat menggambarkan persepsi masyarakat terhadap kualitas layanan Gojek dan Grab secara langsung dan spontan. Namun, opini yang tersedia di media sosial umumnya berbentuk teks tidak terstruktur, menggunakan bahasa informal, singkatan, simbol, tanda baca berlebihan, emoji, serta kata-kata tidak baku.

Kondisi ini menyebabkan data opini sulit dianalisis secara manual, terutama jika jumlah data yang dikumpulkan cukup besar. Permasalahan ini sejalan dengan penelitian (Yuniar & Kismiantini, 2023) yang menjelaskan bahwa jumlah ulasan pengguna Gojek terus meningkat sehingga sulit dipantau secara manual, serta penelitian (D. Budiman et al., 2024) yang menyatakan bahwa Twitter menjadi

media penting untuk menganalisis opini publik terhadap layanan Gojek. Permasalahan serupa juga ditemukan pada layanan Grab. (Nurfauzi et al., 2025) berhasil mengumpulkan sebanyak 2.140 ulasan pengguna Grab yang menunjukkan bahwa volume data opini pengguna sangat besar sehingga membutuhkan teknik analisis sentimen untuk memperoleh informasi yang bermanfaat bagi evaluasi layanan.

Kesulitan dalam menganalisis opini publik secara manual juga diperkuat oleh karakteristik data media sosial yang sangat beragam. Tweet pengguna sering kali tidak menggunakan struktur kalimat baku, sehingga membutuhkan proses pengolahan teks sebelum dapat dianalisis menggunakan algoritma machine learning. (Fahmi et al., 2023) menjelaskan bahwa Twitter banyak digunakan masyarakat untuk mengekspresikan tanggapan terhadap layanan transportasi online, sehingga data tweet dapat dimanfaatkan untuk mengetahui respons masyarakat terhadap layanan tersebut. (Khoiruddin et al., 2023) juga menegaskan bahwa banyaknya isi tweet pengguna terkait aplikasi Gojek membuat analisis sentimen diperlukan untuk mengetahui persepsi pengguna terhadap suatu topik atau peristiwa. Hal tersebut juga relevan dengan layanan Grab karena tingginya jumlah opini pengguna, baik pada media sosial maupun platform ulasan aplikasi, dapat dimanfaatkan untuk mengetahui persepsi masyarakat terhadap kualitas layanan Grab secara lebih objektif melalui analisis sentimen.

Selain itu, opini pengguna tidak selalu hanya menunjukkan kepuasan atau ketidakpuasan secara umum. Satu tweet dapat memuat keluhan terhadap aplikasi, pengemudi, harga, waktu tunggu, fitur tertentu, atau pengalaman menggunakan layanan tertentu seperti GoCar dan GoRide. Oleh karena itu, analisis sentimen perlu

dilakukan secara sistematis agar data opini dapat diklasifikasikan ke dalam kategori positif dan negatif. Penelitian (D. Budiman et al., 2024) menunjukkan bahwa analisis terhadap 6.485 ulasan pelanggan Gojek dapat menghasilkan pemetaan sentimen positif dan negatif dengan akurasi Naïve Bayes sebesar 88,5%. Sementara itu, penelitian (Nurfauzi et al., 2025) menunjukkan bahwa analisis sentimen terhadap ulasan Grab menggunakan algoritma Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 92%, sehingga metode tersebut dinilai efektif dalam mengklasifikasikan opini pengguna terhadap layanan Grab. Hal ini menunjukkan bahwa data opini pengguna dapat diolah menjadi informasi yang lebih terukur dan bermanfaat untuk evaluasi layanan.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini membutuhkan sistem yang mampu mengolah data opini publik secara otomatis. Sistem yang dirancang harus dapat melakukan pengumpulan data, preprocessing, pembobotan kata menggunakan TF-IDF, klasifikasi menggunakan Naïve Bayes, evaluasi model, dan visualisasi hasil. Tahapan tersebut sesuai dengan alur penelitian (D. Budiman et al., 2024) yang melakukan analisis sentimen aplikasi Gojek pada Twitter melalui pengumpulan data tweet, pelabelan data, praproses data, transformasi TF-IDF, klasifikasi Naïve Bayes, evaluasi model, dan visualisasi hasil. Dengan demikian, sistem yang dibangun dalam penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan pemetaan sentimen publik terhadap layanan Gojek dan Grab secara lebih objektif, cepat, dan terstruktur.

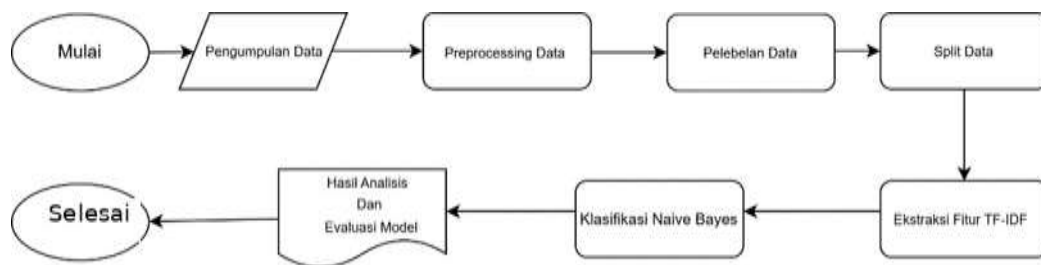
3.2 Algoritma Sistem

Pada bagian ini dijelaskan kerangka kerja teknis yang digunakan dalam penelitian. Algoritma sistem disusun untuk menggambarkan tahapan pengolahan data mulai dari data mentah berupa tweet hingga menghasilkan klasifikasi sentimen dan hasil evaluasi model. Secara umum, sistem bekerja melalui beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, preprocessing data, pelabelan data, pembagian data, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi menggunakan Naïve Bayes, serta penyajian hasil analisis dan evaluasi model. Tahapan ini mengacu pada penelitian (Yuniar & Kismiantini, 2023), (D. Budiman et al., 2024), dan (Fahmi et al., 2023) yang sama-sama menggunakan tahapan pengolahan teks dalam analisis sentimen berbasis data ulasan atau tweet.

3.2.1 Alur Penelitian (Flowchart)

Alur penelitian ini menggambarkan proses kerja sistem secara berurutan.

Secara umum, tahapan penelitian dapat dituliskan sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.2.2 Penjelasan Algoritma

Berikut ini adalah penjelasan dari setiap tahapan alur penelitian diatas yaitu:

1. Pengumpulan Data, tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data atau data crawling. Data yang digunakan berasal dari media sosial X atau Twitter yang memuat opini publik mengenai layanan transportasi online, khususnya Gojek dan Grab. Proses pengumpulan data dilakukan

secara terpisah untuk masing-masing layanan agar data yang diperoleh lebih terarah dan sesuai dengan karakteristik masing-masing objek penelitian.

Untuk layanan Gojek, pengumpulan data dilakukan menggunakan kata kunci yang relevan, seperti "Gojek", "GoRide", "GoCar", "GoFood", "GoSend", "GoPay", "driver Gojek", "Gojek error", "Gojek lambat", dan "Gojek bagus". Sementara itu, untuk layanan Grab, pengumpulan data dilakukan menggunakan kata kunci seperti "Grab", "GrabBike", "GrabCar", "GrabFood", "GrabExpress", "driver Grab", "Grab error", "Grab lambat", dan "Grab bagus". Kedua dataset yang diperoleh dari proses crawling terpisah tersebut kemudian digabungkan menjadi satu kumpulan data (dataset) sebelum masuk ke tahap preprocessing, sehingga analisis sentimen dapat mencakup opini publik terhadap kedua layanan transportasi online secara menyeluruh.

Penggunaan Twitter sebagai sumber data sesuai dengan penelitian (Khoiruddin et al., 2023), yang menganalisis respons masyarakat terhadap Gojek melalui data tweet, serta penelitian ((Nurfauzi et al., 2025) yang mengumpulkan ulasan pengguna Grab untuk dianalisis sentimennya. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa tweet dan ulasan pengguna dapat digunakan untuk mengetahui persepsi masyarakat terhadap layanan transportasi online. Selain itu, (Fahmi et al., 2023) juga menggunakan data tweet untuk menganalisis tanggapan masyarakat terhadap layanan transportasi online dengan metode Naïve Bayes. Dengan demikian, media sosial X relevan digunakan sebagai sumber data karena memuat opini pengguna terhadap kedua layanan tersebut secara langsung dan aktual.

2. Preprocessing Data, tahap kedua adalah preprocessing data, yaitu proses membersihkan dan menyiapkan data teks sebelum digunakan dalam proses klasifikasi. Data tweet biasanya memiliki banyak noise atau gangguan, seperti URL, mention akun, hashtag, angka, simbol, tanda baca, emoji, huruf kapital tidak konsisten, singkatan, dan bahasa tidak baku. Jika data tersebut langsung digunakan dalam klasifikasi, maka hasil model dapat menjadi kurang akurat karena algoritma akan memproses kata-kata yang sebenarnya tidak relevan. Oleh karena itu, preprocessing menjadi tahap penting dalam text mining.

Tahapan preprocessing dalam penelitian ini meliputi *cleaning*, *case folding*, *normalisasi*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Cleaning dilakukan untuk menghapus elemen-elemen yang tidak dibutuhkan. Case folding dilakukan untuk mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil. Tokenizing digunakan untuk memecah kalimat menjadi kata-kata. Stopword removal digunakan untuk menghapus kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam sentimen. Stemming digunakan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar. Tahapan ini sejalan dengan penelitian (Yuniar & Kismiantini, 2023), yang menggunakan preprocessing sebelum proses klasifikasi ulasan Gojek dengan Naïve Bayes. (D. Budiman et al., 2024) juga menempatkan praproses data sebagai tahap penting sebelum transformasi TF-IDF dan klasifikasi Naïve Bayes.

3. Pelabelan Data, setelah data dibersihkan, tahap selanjutnya adalah pelabelan data. Pelabelan dilakukan untuk menentukan kategori sentimen dari setiap tweet. Dalam penelitian ini, sentimen diklasifikasikan menjadi dua kelas,

yaitu positif dan negatif. Sentimen positif menunjukkan opini yang berisi kepuasan, pujian, atau pengalaman baik terhadap layanan Gojek. Sentimen negatif menunjukkan opini yang berisi keluhan, kritik, kekecewaan, atau pengalaman buruk. Pembagian sentimen ke dalam kelas positif dan negatif sesuai dengan penelitian (Fahmi et al., 2023), yang mengklasifikasikan tweet layanan transportasi online ke dalam dua kelas sentimen (D. Budiman et al., 2024) juga menggunakan pelabelan data dalam proses analisis sentimen aplikasi Gojek pada Twitter. Sementara itu, (Petiwi et al., 2022) pada penelitian GoFood juga membagi opini masyarakat menjadi kelas positif, negatif. Dengan demikian, penggunaan dua kelas sentimen dalam penelitian ini sesuai dengan pendekatan yang banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen layanan transportasi online.

4. Pembagian Data (Split Data), Setelah data diberi label, tahap berikutnya adalah pembagian data menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membangun model Naïve Bayes, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru. Dalam penelitian ini, pembagian data dapat menggunakan rasio 80:20, yaitu 80% data sebagai data latih dan 20% data sebagai data uji.

Pemilihan rasio 80:20 mengacu pada penelitian (D. Budiman et al., 2024) yang membandingkan beberapa rasio pembagian data, yaitu 80:20, 75:25, dan 70:30. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa rasio 80:20 menghasilkan performa terbaik dan digunakan dalam klasifikasi sentimen aplikasi Gojek pada Twitter. Oleh karena itu, rasio 80:20 dipilih agar model memperoleh data latih yang cukup banyak untuk mempelajari pola kata,

namun tetap memiliki data uji yang memadai untuk mengevaluasi performa model.

Tabel 3. 1 Perbandingan Split Data

Rasio	Split Data	Accuracy	Precision, Recall
80:20 (D. Budiman et)	84,21%	86,67%	92,86%
75:25 (D. Budiman et)	82,60%	83,33%	93,75%
70:30 (D. Budiman et)	64,29%	64,00%	92%,12

Rasio 80:20 unggul karena memiliki accuracy dan precision tertinggi. Recall 70:30 memang sedikit lebih tinggi, tetapi accuracy dan precision-nya jauh lebih rendah. Artinya, model pada rasio 70:30 lebih banyak salah klasifikasi. Karena itu, rasio 80:20 lebih kuat dipilih karena performanya paling seimbang.

- Ekstraksi Fitur TF-IDF, Tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Algoritma machine learning tidak dapat memproses teks secara langsung, sehingga teks perlu diubah menjadi bentuk numerik. TF-IDF atau *Term Frequency-Inverse Document Frequency* digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan tingkat kelangkaannya dalam seluruh kumpulan dokumen. Kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi tidak terlalu sering muncul di dokumen lain akan mendapat bobot lebih tinggi karena dianggap lebih informatif.

Dalam konteks analisis sentimen Gojek dan Grab, kata seperti “cepat”, “ramah”, “murah”, “aman”, “error”, “lambat”, “gagal”, “mahal”, dan “cancel” dapat menjadi kata penting karena mengandung makna

sentimen. Penggunaan TF-IDF sesuai dengan penelitian (Yuniar & Kismiantini, 2023), yang menggunakan tahapan pengolahan teks dan klasifikasi Naïve Bayes pada ulasan Gojek dan Grab. Selain itu, (D. Budiman et al., 2024) secara eksplisit menggunakan transformasi TF-IDF sebelum klasifikasi Naïve Bayes pada data Twitter Gojek. (Indarwati & Februariyanti, 2023) juga menggunakan pembobotan kata TF-IDF dalam analisis sentimen kualitas pelayanan aplikasi Go-Jek dan Grab.

6. Klasifikasi Naïve Bayes

Setelah data diubah menjadi bentuk numerik, tahap selanjutnya adalah klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes. Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang menghitung kemungkinan suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan kemunculan kata-kata di dalamnya. Dalam penelitian ini, kelas yang digunakan adalah positif dan negatif. Model akan mempelajari pola kata pada data latih, kemudian menggunakan pola tersebut untuk memprediksi kelas sentimen pada data uji.

Naïve Bayes dipilih karena memiliki keunggulan dalam klasifikasi teks. Algoritma ini sederhana, cepat, dan efektif untuk dataset teks yang memiliki banyak fitur kata. (Yuniar & Kismiantini, 2023) menunjukkan bahwa Naïve Bayes menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 89,9% pada ulasan Gojek. (Khoiruddin et al., 2023) menunjukkan bahwa Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 91% pada data Twitter terkait Gojek. (D. Budiman et al., 2024) juga memperoleh akurasi sebesar 88,5% dalam

analisis sentimen ulasan pelanggan Gojek. Hasil penelitian tersebut menjadi dasar bahwa Naïve Bayes layak digunakan dalam penelitian ini.

7. Hasil Analisis dan Evaluasi Model

Bagian ini menjelaskan tahapan analisis model mulai dari preprocessing, transformasi fitur, klasifikasi, evaluasi, hingga visualisasi ROC dan AUC. Data teks dari media sosial diolah menjadi informasi sentimen yang terukur (Agustina et al., 2021)

Evaluasi dilakukan setelah Naïve Bayes memprediksi sentimen pada data uji. Hasil prediksi dibandingkan dengan label asli membentuk confusion matrix (TP, TN, FP, FN) yang digunakan untuk menghitung accuracy, precision, recall, dan F1-score. Accuracy menunjukkan ketepatan keseluruhan, precision menunjukkan ketepatan prediksi positif, recall menunjukkan kemampuan mengenali data positif, dan F1-score menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall.

a. Preprocessing

Membersihkan data teks agar siap dianalisis. Tahap ini mencakup:

- Case folding:

$$T_{cf} = \text{lower}(T_{raw}) \quad (1)$$

Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil.

- Cleansing:

$$T_{cl}$$

$$= T_{cf} - \{URL, mention, hashtag, angka, simbol, tandabaca, emoji\} \quad (2)$$

Menghapus elemen yang tidak diperlukan.

- Tokenizing:

$$T_{tok} = \{w_1, w_2, \dots, w_n\} \quad (3)$$

Memecah teks menjadi token.

- Stopword removal:

$$T_{sw} = T_{tok} - S \quad (4)$$

S = daftar stopwords seperti “dan”, “yang”, “di”, dll.

- Stemming:

$$T_{st} = stem(w_i), i = 1, \dots, n \quad (5)$$

Mengembalikan kata ke bentuk dasar agar fitur lebih konsisten.

b. Transformasi Fitur TF-IDF

Mengubah teks menjadi bentuk numerik:

$$idf_t = \log \frac{D}{df_t}, W_{t,d} = tf_{t,d} \times idf_t \quad (6)$$

Keterangan:

- $W_{t,d}$ = bobot kata t pada dokumen d
- $tf_{t,d}$ = frekuensi kata t dalam dokumen d
- D = jumlah dokumen
- df_t = jumlah dokumen yang mengandung kata t

c. Klasifikasi Naïve Bayes

Menentukan kelas sentimen (positif/negatif) berdasarkan probabilitas:

$$P(C_k | d) = \frac{P(C_k) \cdot \prod_{i=1}^n P(w_i | C_k)}{P(d)}, C^* = \arg \max P(C_k | d) \quad (7)$$

Keterangan:

- $P(C_k | d)$ = probabilitas dokumen d dalam kelas C_k

- $P(C_k)$ = probabilitas prior kelas
- w_i = kata ke-i
- $P(w_i | C_k)$ = probabilitas kata muncul di kelas
- n = jumlah kata

d. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan berdasarkan confusion matrix, yang terdiri dari True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Dari matrix ini, beberapa metrik kinerja dihitung:

1. Accuracy: mengukur ketepatan keseluruhan model.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

2. Precision: mengukur ketepatan prediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

3. Recall (Sensitivitas): mengukur kemampuan model mengenali seluruh data positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

4. F1-score: keseimbangan antara precision dan recall.

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (11)$$

5. Specificity: kemampuan model mengenali data negatif.

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (12)$$

6. G-mean: mengukur keseimbangan sensitivity dan specificity.

$$G\text{-mean} = \sqrt{\text{Sensitivity} \times \text{Specificity}} \quad (13)$$

7. AUC: rata-rata antara sensitivity dan specificity.

$$AUC = \frac{\text{Sensitivity} + \text{Specificity}}{2} \quad (14)$$

- 0,5–0,6 = buruk
- 0,6–0,7 = cukup
- 0,7–0,8 = baik
- 0,8–0,9 = sangat baik
- 0,9–1,0 = sempurna

3.2.3 Lingkungan Pengembangan Sistem

Untuk mengimplementasikan algoritma dan membangun sistem analisis sentimen ini, dibutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak yang mendukung proses pengolahan data. Lingkungan pengembangan sistem dirancang agar proses crawling data, preprocessing, pembobotan TF-IDF, klasifikasi Naïve Bayes, evaluasi model, dan visualisasi hasil dapat berjalan dengan baik. Penggunaan perangkat lunak berbasis Python sesuai dengan kebutuhan penelitian text mining karena Python memiliki pustaka yang mendukung pengolahan data, machine learning, dan visualisasi.

Perangkat lunak yang digunakan meliputi Python sebagai bahasa pemrograman utama, Visual Studio Code sebagai lingkungan eksekusi kode, Pandas untuk manipulasi data, Scikit-learn untuk TF-IDF dan Naïve Bayes, Sastrawi untuk stemming bahasa Indonesia, serta Matplotlib dan Seaborn untuk visualisasi hasil. Penggunaan pustaka-pustaka tersebut disesuaikan dengan tahapan

penelitian analisis sentimen yang melibatkan pengolahan teks, pembobotan kata, klasifikasi, dan evaluasi model.

Analisis sentimen dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan utama, yaitu preprocessing, transformasi fitur, klasifikasi, evaluasi, dan visualisasi. Tahap preprocessing digunakan untuk membersihkan data teks dari elemen yang tidak diperlukan, seperti URL, mention, hashtag, simbol, tanda baca, emoji, huruf kapital yang tidak konsisten, dan kata-kata tidak baku. Tahap ini diperlukan agar data tweet menjadi lebih bersih dan siap digunakan dalam proses klasifikasi.

Setelah data dibersihkan, tahap berikutnya adalah transformasi fitur menggunakan TF-IDF. Tahap ini bertujuan untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik karena algoritma Naïve Bayes tidak dapat memproses teks secara langsung. TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen. Kata yang memiliki hubungan kuat dengan sentimen, seperti “cepat”, “ramah”, “mahal”, “lambat”, atau “error”, akan memperoleh bobot yang lebih informatif.

Tahap selanjutnya adalah klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes. Pada tahap ini, model menghitung peluang suatu tweet termasuk ke dalam kelas sentimen positif atau negatif berdasarkan pola kata yang terdapat pada data latih. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan data uji. Setelah proses evaluasi selesai, hasil analisis ditampilkan melalui visualisasi berupa grafik distribusi sentimen, tabel hasil klasifikasi, dan nilai evaluasi model. Visualisasi ini membantu hasil penelitian lebih mudah dipahami dan digunakan

sebagai dasar interpretasi terhadap persepsi publik mengenai layanan Gojek dan Grab.

Pendekatan ini sejalan dengan penelitian (D. Budiman et al., 2024; Yuniar & Kismiantini, 2023), yang menggunakan tahapan analisis sentimen berbasis preprocessing, transformasi fitur, klasifikasi, evaluasi, dan visualisasi.

3.3 Pemodelan dan Perancangan Sistem

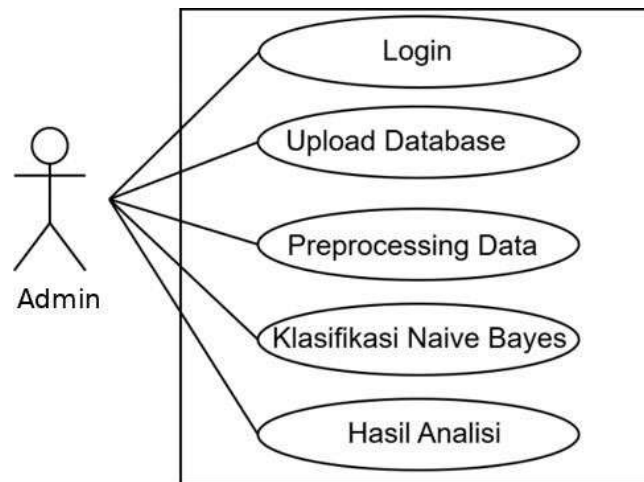
Pada tahap ini, sistem digambarkan menggunakan pendekatan pemodelan berbasis *Unified Modeling Language* (UML). UML digunakan untuk menjelaskan bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem dan bagaimana alur aktivitas sistem berjalan. Dalam penelitian ini, pemodelan sistem terdiri dari Use Case Diagram dan Activity Diagram. Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan fungsi utama sistem dari sudut pandang pengguna, sedangkan Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan urutan proses yang terjadi dalam sistem mulai dari login hingga hasil analisis ditampilkan.

Perancangan sistem ini diperlukan karena penelitian tidak hanya berhenti pada pengolahan data, tetapi juga diarahkan untuk menghasilkan rancangan sistem klasifikasi sentimen yang dapat memvisualisasikan hasil analisis. Hal ini sesuai dengan penelitian (D. Budiman et al., 2024), yang tidak hanya melakukan klasifikasi menggunakan Naïve Bayes, tetapi juga menyajikan visualisasi hasil analisis sebagai bagian dari tahapan penelitian.

3.3.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram digunakan untuk menggambarkan hubungan antara aktor dengan fungsi-fungsi sistem. Dalam sistem ini, aktor utama adalah *Admin*. Admin memiliki hak akses untuk mengunggah dataset, menjalankan preprocessing,

melakukan klasifikasi Naïve Bayes, melihat hasil evaluasi model, dan melihat visualisasi hasil analisis. Rancangan Use Case Diagram dapat dilihat pada gambar 3.2 berikut .

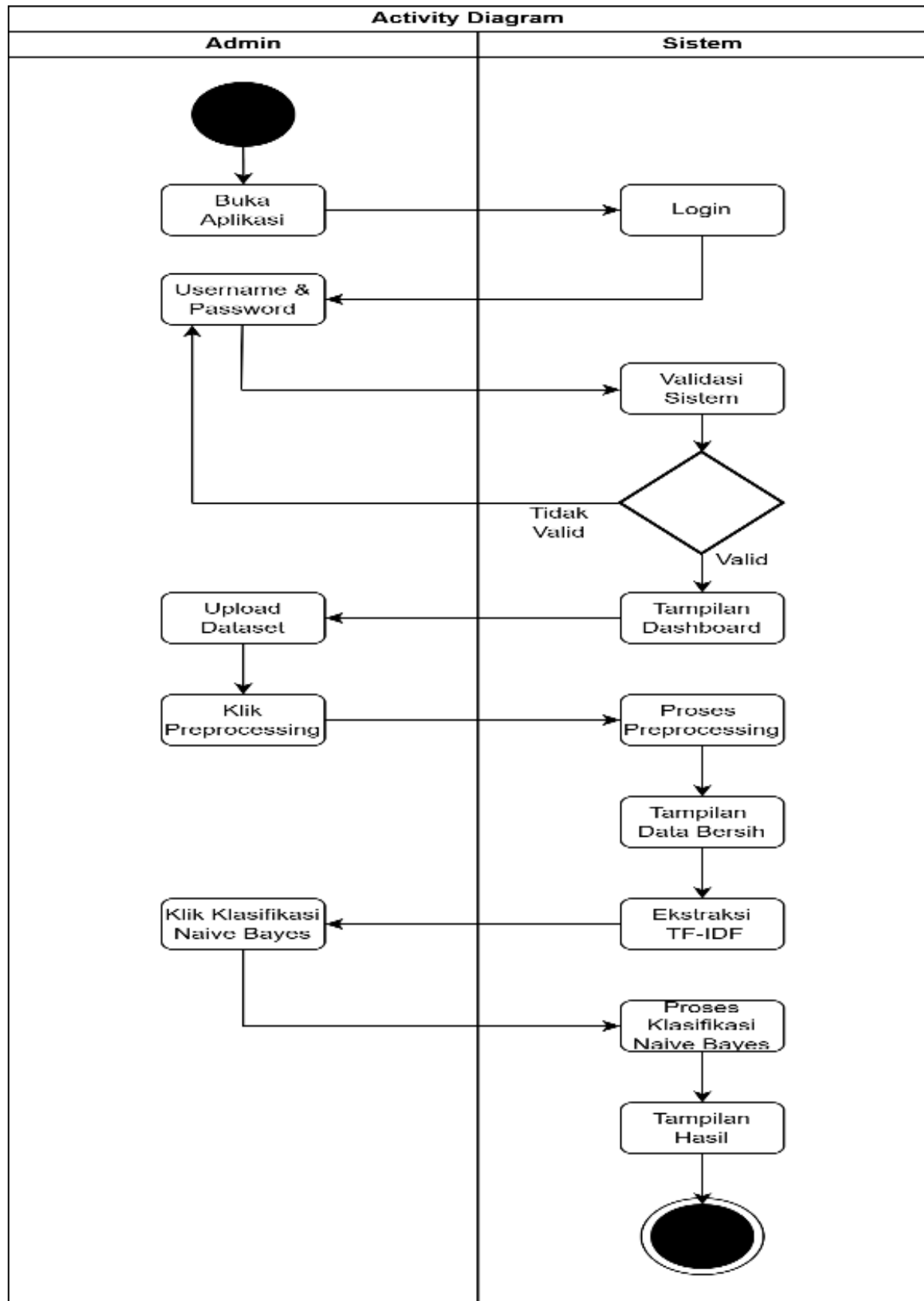


Gambar 3. 2 Use Case Diagram

1. Login Aktor melakukan autentikasi menggunakan *username* dan *password* untuk memverifikasi hak akses masuk ke dalam sistem.
2. Upload Dataset Aktor mengunggah dataset ulasan Twitter hasil *crawling* dalam format *.csv* ke dalam sistem untuk diproses.
3. Preprocessing Data Aktor menjalankan tahapan pembersihan teks (*cleaning, stemming, stopword removal*) untuk mengubah data mentah menjadi data bersih yang siap diklasifikasi.
4. Klasifikasi Aktor memproses data bersih menggunakan algoritma Naïve Bayes dan pembobotan TF-IDF untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif dan negatif.
5. Lihat Hasil Analisis Aktor melihat luaran sistem berupa visualisasi grafik persebaran sentimen dan tabel performa model (*Akurasi, Presisi, Recall, F1-Score*).

3.3.2 Activity Diagram

Activity Diagram digunakan untuk menggambarkan alur aktivitas antara Admin dan Sistem. Diagram ini dimulai dari Admin membuka aplikasi, melakukan login, mengunggah dataset, menjalankan preprocessing, melakukan klasifikasi, hingga sistem menampilkan hasil analisis. Activity diagram dapat terlihat pada gambar 3.3 berikut :



Gambar 3. 3 Activity Diagram

Berdasarkan gambar di atas, deskripsi alur aktivitas sistem adalah sebagai berikut:

1. Buka Aplikasi: Admin memulai aktivitas dengan membuka aplikasi sistem analisis sentimen.
2. Login: Sistem menampilkan halaman Login sebagai akses masuk.
3. Input: Jika Valid, sistem akan memberikan akses masuk. Jika Tidak, sistem akan mengembalikan admin ke halaman input password.
4. Tampilkan Dashboard: Sistem menampilkan halaman utama (dashboard) aplikasi.
5. Upload Dataset: Admin mengunggah dataset ulasan dalam format .csv.
6. Jalankan Preprocessing: Admin menginstruksikan sistem untuk membersihkan data mentah.
7. Tampilkan Data Bersih: Sistem memproses data dan menampilkan tabel data yang telah dibersihkan (clean data).
8. Klasifikasi Naive Bayes: Admin menekan tombol untuk memulai proses klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes.
9. Tampilkan Hasil: Sistem menyelesaikan komputasi dan menampilkan hasil akhir berupa grafik visualisasi serta tabel akurasi model.

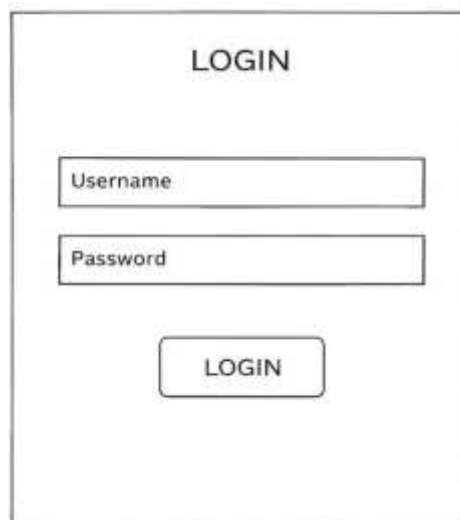
3.4 Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai tampilan sistem yang akan dibangun. Antarmuka dirancang sederhana agar pengguna dapat menjalankan proses analisis sentimen dengan mudah. Rancangan antarmuka meliputi halaman login, dashboard, upload data, preprocessing data, klasifikasi Naive Bayes, dan hasil analisis. Tampilan ini disusun

agar setiap tahap dalam analisis sentimen dapat dijalankan secara berurutan dan mudah dipahami oleh Admin.

3.4.1 Rancangan Halaman Login

Halaman login merupakan halaman awal sistem yang digunakan untuk membatasi akses pengguna. Admin harus memasukkan username dan password agar dapat masuk ke dalam sistem. Jika data login benar, sistem akan mengarahkan Admin ke halaman dashboard. Jika username atau password salah, sistem akan menampilkan pesan kesalahan dan meminta Admin mengulangi proses login. Halaman login diperlukan agar sistem hanya dapat digunakan oleh pengguna yang memiliki hak akses. Rancangan tampilan halaman *Login* dapat dilihat pada Gambar 3.4:

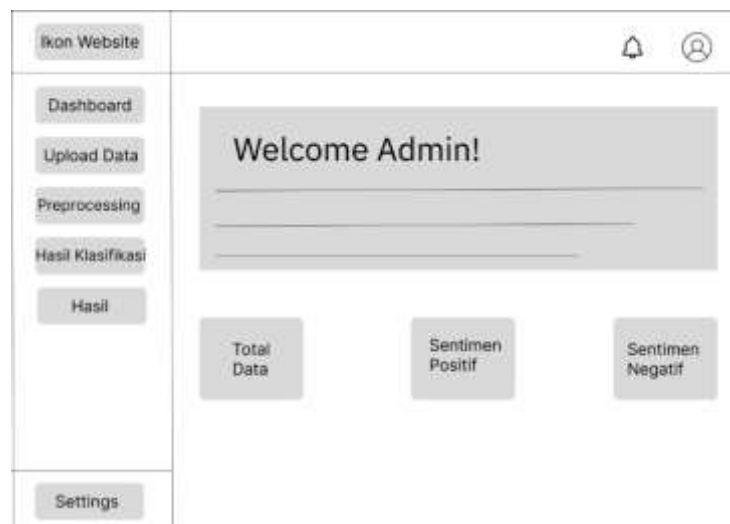


Gambar 3. 4 Halaman Login

3.4.2 Rancangan Halaman Dashboard

Halaman Dashboard merupakan tampilan utama yang muncul setelah Admin berhasil melakukan login. Halaman ini berfungsi sebagai pusat informasi yang menyajikan ringkasan hasil evaluasi model klasifikasi yang paling terakhir dijalankan. Pada rancangan ini, ditampilkan beberapa kartu informasi yang memuat

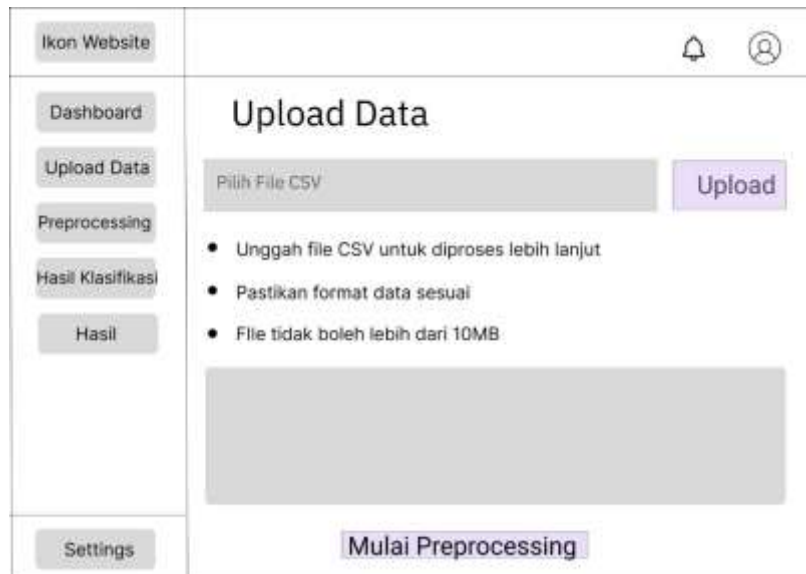
nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score, jumlah data keseluruhan beserta pembagian data latih dan data uji, serta confusion matrix hasil klasifikasi, sehingga Admin dapat memantau performa model tanpa harus menjalankan ulang proses klasifikasi. Rancangan tampilan halaman Dashboard dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3. 5 Halaman Dashboard

3.4.3 Rancangan Halaman Upload Data

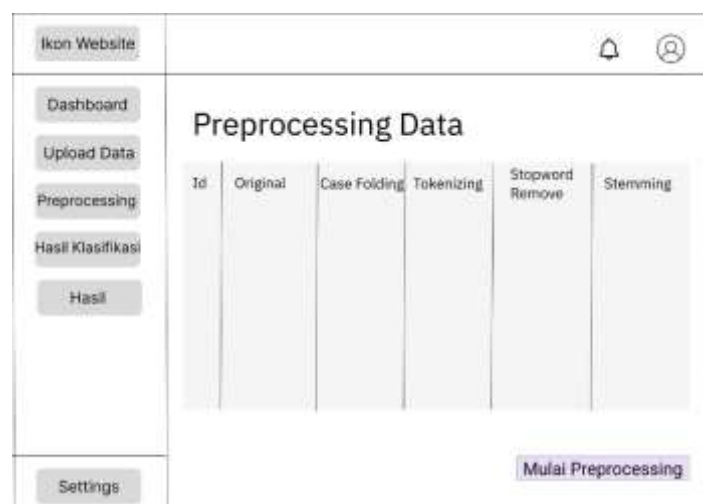
Halaman Upload Data dirancang untuk memfasilitasi Admin dalam memasukkan data tweet ke dalam sistem. Pada halaman ini tersedia fitur unggah berkas dalam format .csv yang berisi data hasil crawling dari media sosial X. Sistem juga menyediakan area unggah berkas yang mudah digunakan agar Admin dapat memilih atau mengunggah file secara langsung. Selain itu, terdapat tombol proses untuk melanjutkan data ke tahapan preprocessing. Rancangan tampilan halaman Upload Data dapat dilihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3. 6 Halaman Upload Data

3.4.4 Rancangan Halaman Preprocessing Data

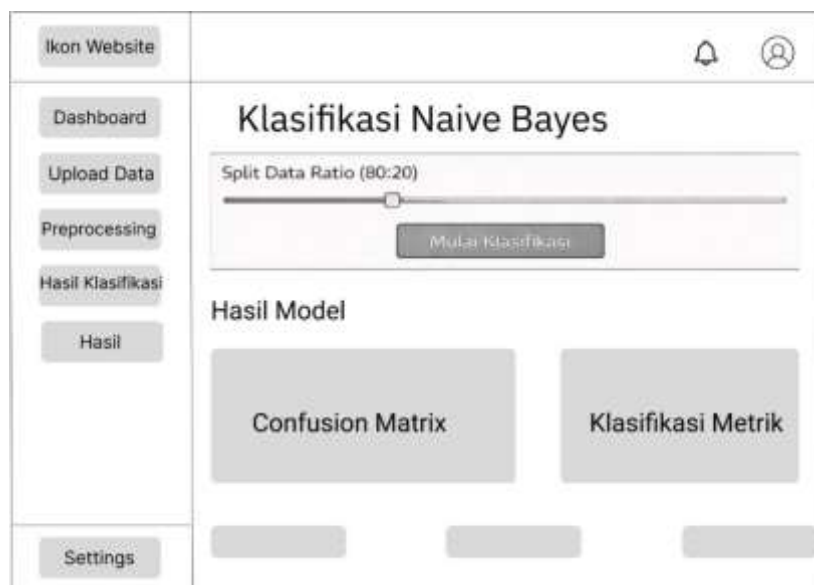
Halaman Preprocessing Data berfungsi untuk menampilkan tahapan pembersihan data teks sebelum masuk ke proses klasifikasi. Pada rancangan ini, hasil dari setiap tahapan preprocessing ditampilkan dalam bentuk tabel yang bertujuan untuk memudahkan verifikasi data dan memastikan bahwa data yang digunakan telah bersih dan siap untuk diklasifikasikan menggunakan metode Naïve Bayes. Rancangan dapat dilihat pada Gambar 3.7.



Gambar 3. 7 Halaman Preprocessing

3.4.5 Rancangan Halaman Klasifikasi Naïve Bayes

Halaman Klasifikasi Naïve Bayes merupakan halaman utama dalam proses analisis sentimen. Pada halaman ini, Admin dapat menjalankan proses pembagian data latih dan data uji, misalnya dengan rasio 80:20. Setelah tombol proses ditekan, sistem akan melakukan pembobotan kata menggunakan TF-IDF, kemudian mengklasifikasikan data menggunakan algoritma Naïve Bayes. Hasil evaluasi model akan ditampilkan dalam bentuk confusion matrix, serta nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score. Halaman ini bertujuan untuk menunjukkan performa model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian. Rancangan tampilan halaman Klasifikasi Naïve Bayes dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3. 8 Halaman Klasifikasi

3.4.6 Rancangan Halaman Hasil

Halaman Hasil merupakan halaman yang menampilkan keluaran utama dari sistem analisis sentimen. Pada halaman ini, sistem menyajikan hasil klasifikasi sentiment dalam bentuk visualisasi dan tabel data. Terdapat dua komponen utama pada halaman ini, yaitu:

1. Grafik Distribusi Sentimen

Grafik ini digunakan untuk menampilkan persebaran sentimen publik ke dalam kategori positif, dan negatif. Visualisasi ini membantu Admin untuk melihat kecenderungan opini publik terhadap layanan transportasi online, khususnya Gojek dan Grab, secara lebih cepat dan mudah dipahami.

2. Tabel Hasil Klasifikasi

Tabel ini menampilkan data tweet beserta hasil preprocessing dan label sentimen yang telah diprediksi oleh sistem. Dengan adanya tabel ini, Admin dapat melakukan pengecekan terhadap hasil klasifikasi setiap data secara lebih rinci. Berikut adalah tampilan dari halaman hasil pada gambar 3.9:

Ikon Website

Dashboard

Upload Data

Preprocessing

Hasil Klasifikasi

Hasil

Settings

Hasil

Hasil Klasifikasi Naive Bayes

id	Tweet	Sentimen	Aspek

Gambar 3. 9 Halaman Hasil

BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Pada tahap ini, rancangan sistem yang telah dijelaskan pada BAB III diimplementasikan menjadi sebuah aplikasi web menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework Streamlit. Implementasi sistem mengikuti lingkungan pengembangan yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu menggunakan pustaka Pandas untuk manipulasi data, Scikit-learn untuk pembobotan TF-IDF dan klasifikasi Naïve Bayes, Sastrawi untuk proses stemming bahasa Indonesia, serta SQLite sebagai basis data penyimpanan. Sistem terdiri atas enam halaman utama, yaitu halaman Login, Dashboard, Upload Data, Preprocessing, Klasifikasi Naïve Bayes, dan Hasil, yang dijalankan secara berurutan sesuai dengan alur penelitian yang telah dirancang pada BAB III.

4.1.1 Implementasi Halaman Login

Halaman Login merupakan halaman pertama yang tampil ketika sistem dijalankan. Admin diwajibkan memasukkan username dan password yang valid sebelum dapat mengakses halaman-halaman lain di dalam sistem. Apabila kombinasi username dan password yang dimasukkan benar, sistem akan mengarahkan Admin menuju halaman Dashboard. Sebaliknya, jika kombinasi yang dimasukkan salah, sistem akan menampilkan pesan kesalahan dan tetap berada pada halaman Login.



Gambar 4. 1 Tampilan Halaman Login

4.1.2 Implementasi Halaman Dashboard

Halaman Dashboard merupakan tampilan utama yang muncul setelah Admin berhasil login. Halaman ini berfungsi sebagai pusat navigasi sistem yang menyediakan akses ke fitur-fitur utama, yaitu Upload Data, Preprocessing, Klasifikasi Naïve Bayes, dan Hasil Analisis. Dashboard tidak melakukan proses pengolahan data secara langsung, melainkan mengarahkan Admin ke tahapan analisis yang ingin dijalankan. Dengan adanya halaman ini, alur penggunaan sistem menjadi lebih terstruktur dan mudah dipahami. Pada kondisi data terkini, Dashboard menampilkan ringkasan sebanyak 1.930 total data, terdiri atas 1.015 data Gojek dan 915 data Grab, dengan 923 tweet bersentimen positif dan 1.007 tweet bersentimen negatif.



Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Dashboard

4.1.3 Implementasi Halaman Upload Data

Halaman Upload Data digunakan oleh Admin untuk mengunggah dataset hasil crawling dalam format .csv. Sistem menyediakan pilihan platform (Gojek atau Grab) sebelum berkas diunggah, kemudian melakukan validasi terhadap kolom yang wajib tersedia pada berkas, seperti kolom teks tweet, tautan tweet, dan nama pengguna. Apabila validasi berhasil, data akan disimpan ke dalam tabel tweets pada basis data dan siap untuk diproses pada tahap preprocessing.

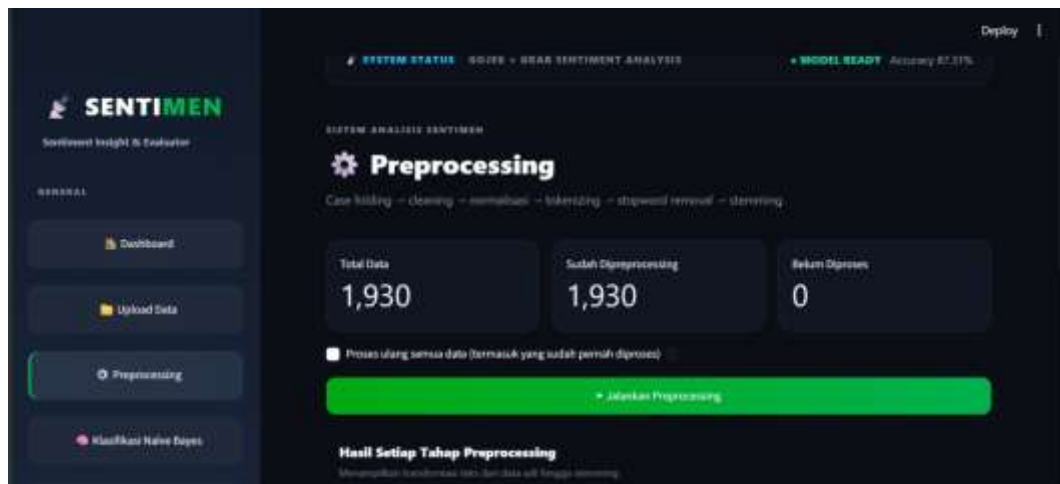
The 'Upload Data' page includes the following elements:

- Platform untuk file ini:** A dropdown menu currently set to 'Gojek'.
- Pilih file CSV atau Excel:** A file selection button.
- Format utama yang didukung:** A text box explaining supported fields: `tweetUrl`, `authorHandle`, `authorName`, and `fullText`. It also notes that the sentiment label is optional and will be automatically detected from the tweet URL.

Gambar 4. 3 Tampilan Halaman Upload Data

4.1.4 Implementasi Halaman Preprocessing

Halaman Preprocessing menjalankan tahapan pembersihan teks yang telah dirancang pada BAB III, yaitu case folding, cleaning, normalisasi kata tidak baku, tokenizing, stopword removal, dan stemming menggunakan Sastrawi. Kata negasi seperti “tidak”, “bukan”, dan “belum” tetap dipertahankan agar makna sentimen pada kalimat tidak berubah. Hasil dari setiap tahapan preprocessing ditampilkan dalam bentuk tabel sehingga Admin dapat memverifikasi kualitas data sebelum masuk ke tahap klasifikasi.



Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Preprocessing

4.1.5 Implementasi Halaman Klasifikasi Naïve Bayes

Halaman Klasifikasi Naïve Bayes merupakan halaman inti dari sistem, tempat Admin menjalankan proses pelatihan dan pengujian model. Ketika tombol “Latih dan Evaluasi Naïve Bayes” ditekan, sistem akan membagi data bersih menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 secara stratifikasi, melakukan pembobotan kata menggunakan TF-IDF hanya pada data latih untuk mencegah kebocoran data (data leakage), kemudian melatih model MultinomialNB. Model

dan objek TF-IDF yang telah dilatih disimpan dalam berkas `model_nb.pkl` dan `tfidf.pkl` agar dapat digunakan kembali tanpa perlu melatih ulang setiap kali sistem dijalankan. Pada pelatihan terakhir, sistem menghasilkan kosakata (fitur kata dan pasangan kata/bigram) sebanyak 19.976 fitur dari 1.544 data latih.



Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Klasifikasi

4.1.6 Implementasi Halaman Hasil

Halaman Hasil menampilkan luaran akhir dari proses klasifikasi, yaitu grafik distribusi sentimen publik terhadap layanan Gojek dan Grab ke dalam kategori positif dan negatif, serta tabel data uji yang memuat teks tweet, label sentimen aktual, hasil prediksi model, probabilitas kelas positif, dan status prediksi (Benar/Salah). Tabel ini memungkinkan Admin melakukan penelusuran terhadap data yang berhasil maupun gagal diklasifikasikan dengan benar oleh model.



Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil Analisis

4.2 Implementasi Basis Data

Basis data sistem diimplementasikan menggunakan SQLite dengan nama berkas `database_sentimen.db`, yang terdiri atas dua tabel utama. Tabel `tweets` menyimpan data tweet beserta seluruh tahapan preprocessing (`case_folding`, `cleaning`, `normalisasi`, `tokenizing`, `stopword`, `text_bersih`), label sentimen, pembagian data (`data_split`), hasil prediksi, probabilitas kelas positif, dan status prediksi. Tabel `evaluasi_model` menyimpan riwayat hasil evaluasi setiap kali proses pelatihan dijalankan, meliputi jumlah data, jumlah data latih dan uji, serta nilai `accuracy`, `precision`, `recall`, `F1-score`, `specificity`, `G-Mean`, `AUC`, dan komponen `confusion matrix` (`TN`, `FP`, `FN`, `TP`). Struktur ini memungkinkan sistem menampilkan hasil evaluasi terakhir pada halaman Dashboard tanpa perlu menjalankan ulang proses klasifikasi. Hingga tahap penelitian ini, tabel `tweets` menyimpan 1.930 baris data yang seluruhnya telah memiliki label sentimen manual.

4.3 Pengujian Sistem (Black Box Testing)

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode black box testing, yaitu pengujian yang berfokus pada fungsionalitas sistem tanpa memeriksa struktur kode program secara langsung. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan setiap fitur pada sistem berjalan sesuai dengan rancangan yang telah dibuat pada BAB III. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Black Box

No	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian
1	Login dengan username dan password benar	Sistem masuk ke halaman Dashboard	Sesuai
2	Login dengan username atau password salah	Sistem menampilkan pesan kesalahan	Sesuai
3	Upload dataset .csv dengan format kolom sesuai	Data tersimpan ke tabel tweets	Sesuai
4	Upload dataset dengan kolom teks tidak ditemukan	Sistem menampilkan pesan error	Sesuai
5	Menjalankan proses preprocessing	Seluruh tahapan preprocessing tampil di tabel	Sesuai
6	Menjalankan pelatihan dan evaluasi Naïve Bayes	Model terlatih dan metrik evaluasi tampil	Sesuai
7	Menampilkan halaman Hasil setelah klasifikasi	Grafik dan tabel hasil klasifikasi tampil	Sesuai

Berdasarkan hasil pengujian black box pada Tabel 4.1, seluruh skenario pengujian menunjukkan hasil yang sesuai dengan hasil yang diharapkan, sehingga dapat disimpulkan bahwa sistem telah berjalan sesuai dengan fungsional yang dirancang.

4.4 Hasil Pengujian Model Naïve Bayes

Bagian ini menyajikan hasil pengujian performa model Naïve Bayes yang telah dilatih menggunakan dataset terbaru, mulai dari pembagian data latih dan data uji, confusion matrix, hasil evaluasi berdasarkan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, specificity, G-Mean, dan AUC, hingga analisis terhadap contoh hasil

klasifikasi yang benar maupun keliru, serta perhitungan manual sebagai verifikasi cara kerja model.

4.4.1 Pembagian Data Latih dan Data Uji

Dataset yang digunakan dalam pengujian model berjumlah 1.930 tweet yang telah melalui tahap pelabelan manual, terdiri atas 1.015 tweet layanan Gojek dan 915 tweet layanan Grab, dengan komposisi 923 sentimen positif (47,8%) dan 1.007 sentimen negatif (52,2%). Dataset kemudian dibagi menggunakan rasio 80:20 secara stratifikasi, sehingga proporsi kelas positif dan negatif tetap seimbang baik pada data latih maupun data uji. Rincian pembagian data dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Pembagian Data Latih dan Data Uji

Keterangan	Jumlah
Total data	1.930 tweet
Data latih (80%)	1.544 tweet
Data uji (20%)	386 tweet
Data uji - positif	185 tweet
Data uji - negatif	201 tweet

4.4.2 Confusion Matrix

Hasil prediksi model Naïve Bayes terhadap 386 data uji dibandingkan dengan label aktual untuk membentuk confusion matrix, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Aktual Negatif	TN = 183	FP = 18
Aktual Positif	FN = 31	TP = 154

Berdasarkan Tabel 4.3, model berhasil mengklasifikasikan 183 data negatif dan 154 data positif secara tepat (True Negative dan True Positive), sedangkan 18 data

negatif diprediksi salah sebagai positif (False Positive) dan 31 data positif diprediksi salah sebagai negatif (False Negative).

4.4.3 Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan confusion matrix pada Tabel 4.3, dihitung nilai accuracy, precision, recall, F1-score, specificity, G-Mean, dan AUC menggunakan rumus yang telah dijelaskan pada BAB III. Hasil evaluasi model secara lengkap ditampilkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Hasil Evaluasi Model Naïve Bayes

Metrik	Nilai
Accuracy	87,31%
Precision	89,53%
Recall (Sensitivity)	83,24%
F1-Score	86,27%
Specificity	91,04%
G-Mean	87,06%
ROC-AUC	0,9574

Nilai accuracy sebesar 87,31% menunjukkan bahwa model Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tepat pada sebagian besar data uji, sekaligus telah melampaui target akurasi minimal 80% yang ditetapkan dalam penelitian ini. Nilai precision 89,53% menunjukkan bahwa dari seluruh tweet yang diprediksi positif, sebagian besar memang benar-benar bersentimen positif. Nilai recall 83,24% menunjukkan kemampuan model mengenali tweet bersentimen positif secara aktual, sedangkan nilai specificity 91,04% menunjukkan kemampuan model mengenali tweet bersentimen negatif secara aktual. Selisih yang relatif kecil antara recall dan specificity, yang tercermin pula pada nilai G-Mean sebesar 87,06%, mengindikasikan bahwa performa model cukup seimbang dalam mengenali kedua kelas sentimen dan tidak condong berlebihan ke salah satu kelas, meskipun model sedikit lebih baik dalam mengenali tweet bersentimen negatif

dibanding positif. Nilai ROC-AUC sebesar 0,9574 berada pada rentang 0,9–1,0 yang menurut kategorisasi pada BAB III tergolong “sempurna”, yang berarti model memiliki kemampuan pemisahan (separability) antara kelas positif dan negatif yang sangat baik.

4.4.4 Analisis Hasil Klasifikasi

Untuk memberikan gambaran lebih rinci mengenai kinerja model, berikut disajikan beberapa contoh hasil klasifikasi yang benar dan yang keliru pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Contoh Hasil Klasifikasi Data Uji

Cuplikan Tweet	Label Aktual	Prediksi	Status
“...gilaa cepet bgt drivernya dtg, blm ada 3 menit udh nyampe depan rumah...”	Positif	Positif	Benar
“...kok bs y saldo kepake buat trip org lain, aneh bgt sistem billing nya...”	Negatif	Negatif	Benar
“Keajaiban dunia dpt gojek cepet jam segini didaerah plosok ini.”	Positif	Negatif	Salah
“Pertanyaan pertama ketika bapak gojek jemput aku, ga ada babibu langsung ‘tinggi nya berapa to mbak?’”	Negatif	Positif	Salah

Berdasarkan Tabel 4.5, kesalahan klasifikasi umumnya terjadi pada tweet yang bermakna implisit atau menggunakan gaya bahasa tidak langsung tanpa kata kunci sentimen yang eksplisit, seperti “Keajaiban dunia dpt gojek cepet jam segini didaerah plosok ini” yang sebenarnya bersentimen positif namun tidak memuat kata-kata pujian yang umum dipelajari model (misalnya “bagus”, “keren”, atau “puas”). Kesalahan lain terjadi pada tweet yang bermuatan sindiran atau kekesalan implisit tanpa kata negatif eksplisit, seperti tweet mengenai pertanyaan pribadi dari pengemudi Gojek, sehingga model cenderung salah menafsirkan bobot kata secara keseluruhan. Pola ini menunjukkan bahwa Naïve Bayes, yang mengasumsikan independensi antar kata, memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks kalimat

secara menyeluruh, khususnya pada opini yang bersifat implisit maupun mengandung sarkasme.

4.4.5 Perhitungan Manual

Untuk memverifikasi bahwa proses klasifikasi pada sistem telah berjalan sesuai dengan konsep TF-IDF dan Naïve Bayes yang dijelaskan pada BAB III (Persamaan 6 dan 7), berikut disajikan contoh perhitungan manual menggunakan sebagian kecil data asli dari dataset penelitian terbaru. Perhitungan tidak dilakukan terhadap keseluruhan 1.544 data latih karena akan menghasilkan ribuan kombinasi kata yang tidak mungkin ditelusuri secara manual, sehingga digunakan 6 dokumen latih (3 data positif dan 3 data negatif) beserta 1 dokumen uji sebagai ilustrasi tahapan perhitungan. Keenam dokumen latih tersebut adalah D1 “nasehat bagus bapak gojek hari” (Positif), D2 “driver gojek ngasih gw bintang” (Positif), D3 “driver gojek wangi anugrah” (Positif), D4 “gojek lg error” (Negatif), D5 “kelaperan eh malah gojek error” (Negatif), dan D6 “gojek susah bget dapetnyaa” (Negatif), sedangkan dokumen uji Dt adalah “gojek error anj” dengan label aktual Negatif (id = 764 pada basis data penelitian; label ini tidak diketahui oleh model dan hanya digunakan sebagai pembanding hasil akhir).

a. Tahap Pembobotan TF-IDF (Persamaan 6)

Dari 6 dokumen latih terbentuk kosakata (vocabulary) sebanyak 19 kata unik. Dokumen uji Dt terdiri atas 3 kata, yaitu “gojek”, “error”, dan “anj”. Kata “anj” tidak pernah muncul pada data latih sehingga tidak memiliki kolom bobot pada model (out-of-vocabulary) dan diabaikan pada saat prediksi — hal ini sesuai dengan cara kerja TfidfVectorizer pada pustaka Scikit-learn yang hanya dilatih (fit) pada data latih. Dengan demikian, hanya kata “gojek” dan “error” yang berperan

dalam perhitungan. Nilai document frequency (df) dan inverse document frequency (idf) kedua kata tersebut dihitung sebagai berikut.

$$\text{idf}(\text{"gojek"}) = \ln\left(\frac{D}{df}\right) = \ln\left(\frac{6}{6}\right) = \ln(1) = 0,0000$$

$$\text{idf}(\text{"error"}) = \ln\left(\frac{D}{df}\right) = \ln\left(\frac{6}{2}\right) = \ln(3) = 1,0986$$

Kata “gojek” memperoleh bobot idf sebesar 0 karena muncul di seluruh dokumen ($df = D$), sehingga dianggap tidak informatif untuk membedakan kelas sentimen — sesuai prinsip TF-IDF bahwa kata yang muncul di hampir semua dokumen tidak memiliki daya pembeda. Sebaliknya, kata “error” hanya muncul pada 2 dari 6 dokumen (keduanya berkelas negatif), sehingga memperoleh bobot idf yang lebih tinggi dan lebih diskriminatif terhadap kelas negatif.

b. Tahap Klasifikasi Naïve Bayes (Persamaan 7)

Probabilitas prior masing-masing kelas dihitung dari proporsi dokumen latih:

$$P(\text{Positif}) = \frac{3}{6} = 0,5 \quad P(\text{Negatif}) = \frac{3}{6} = 0,5$$

Likelihood tiap kata dihitung menggunakan penghalusan Laplace (Laplace smoothing, $\alpha = 1$) terhadap total bobot TF-IDF kata pada tiap kelas, dengan jumlah kosakata $V = 19$. Total bobot semua kata pada kelas Positif adalah 18,3231 dan pada kelas Negatif adalah 14,7395. Kata “gojek” memiliki total bobot TF-IDF sebesar 0,0000 baik pada kelas Positif maupun Negatif, sehingga diperoleh $P(\text{gojek}|\text{Positif}) = 0,0268$ dan $P(\text{gojek}|\text{Negatif}) = 0,0296$. Kata “error” memiliki total bobot TF-IDF sebesar 0,0000 pada kelas Positif sehingga $P(\text{error}|\text{Positif}) = 0,0268$, dan sebesar 2,1972 pada kelas Negatif sehingga $P(\text{error}|\text{Negatif}) = 0,0948$.

Nilai $P(\text{kata}|\text{Kelas})$ diperoleh dari rumus $P(w|C) = \frac{\sum \text{ bobot } w \text{ pada kelas } C + 1}{\text{total bobot semua kata pada kelas } C + V}$. Skor akhir tiap kelas kemudian dihitung dengan mengalikan prior dengan likelihood seluruh kata yang dikenali pada dokumen uji (yaitu “gojek” dan “error”):

$$\text{Skor(Positif)} = P(\text{Positif}) \times P(\text{gojek}|\text{Positif}) \times P(\text{error}|\text{Positif}) = 0,5 \times 0,0268 \times 0,0268 = 0,000359$$

$$\text{Skor(Negatif)} = P(\text{Negatif}) \times P(\text{gojek}|\text{Negatif}) \times P(\text{error}|\text{Negatif}) = 0,5 \times 0,0296 \times 0,0948 = 0,001404$$

Kedua skor kemudian dinormalisasi agar berjumlah 1 sehingga diperoleh probabilitas akhir tiap kelas:

$$P(\text{Positif}|d) = \frac{0,000359}{0,000359 + 0,001404} = 0,2036 \text{ (20,36\%)}$$

$$P(\text{Negatif}|d) = \frac{0,001404}{0,000359 + 0,001404} = 0,7964 \text{ (79,64\%)}$$

Karena $P(\text{Negatif}|d)$ lebih besar daripada $P(\text{Positif}|d)$, dokumen uji “gojek error anj” diklasifikasikan sebagai NEGATIF melalui perhitungan manual.

Hasil ini konsisten dengan keluaran sistem untuk dokumen data uji yang sama: sistem memprediksi kelas negatif dengan probabilitas positif sebesar 0,0856, sesuai dengan label aktual (negatif), sehingga berstatus “Benar”. Perbedaan nilai probabilitas antara perhitungan manual (20,36%) dan sistem (8,56%) merupakan hal yang wajar, karena sistem menghitung TF-IDF menggunakan seluruh 1.544 dokumen data latih dengan 19.976 fitur kata dan pasangan kata (bigram), serta menerapkan smoothing idf dan normalisasi L2 bawaan pustaka Scikit-learn, sedangkan perhitungan manual pada bagian ini hanya menggunakan 6 dokumen latih sebagai ilustrasi sederhana agar setiap langkah perhitungan dapat ditelusuri.

Meskipun demikian, kedua pendekatan menghasilkan kesimpulan klasifikasi akhir yang sama, sehingga dapat disimpulkan bahwa implementasi sistem telah berjalan sesuai dengan prinsip metode TF-IDF dan Naïve Bayes yang digunakan dalam penelitian ini.

Selain memverifikasi proses klasifikasi, dilakukan pula perhitungan manual untuk membuktikan validitas nilai accuracy, precision, recall, F1-score, specificity, dan G-Mean yang dihasilkan oleh sistem sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.4. Perhitungan dilakukan menggunakan rumus standar evaluasi klasifikasi terhadap nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) yang diperoleh dari confusion matrix pada Tabel 4.3, yaitu TP = 154, TN = 183, FP = 18, dan FN = 31, dengan total keseluruhan 386 data uji.

c. Akurasi (Accuracy)

Akurasi dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar (TP + TN) dengan keseluruhan data uji.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{154 + 183}{386} = \frac{337}{386} = 0,8731$$

Hasil perhitungan manual menunjukkan nilai akurasi sebesar 0,8731 (87,31%), yang sama persis dengan nilai accuracy pada Tabel 4.4.

d. Precision

Precision dihitung dari proporsi prediksi positif yang benar-benar merupakan data bersentimen positif.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{154}{154 + 18} = \frac{154}{172} = 0,8953$$

Nilai precision sebesar 0,8953 (89,53%) ini sesuai dengan nilai pada Tabel 4.4, yang menunjukkan bahwa dari seluruh tweet yang diprediksi positif oleh model, sebagian besar memang benar-benar bersentimen positif.

e. Recall (Sensitivity)

Recall dihitung dari proporsi data bersentimen positif secara aktual yang berhasil dikenali dengan benar oleh model.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{154}{154 + 31} = \frac{154}{185} = 0,8324$$

Nilai recall sebesar 0,8324 (83,24%) ini sama dengan nilai pada Tabel 4.4, sehingga membuktikan kemampuan model dalam mengenali data bersentimen positif secara aktual.

f. F1-Score

F1-score dihitung sebagai rata-rata harmonik antara precision dan recall.

$$\text{F1-Score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times 0,8953 \times 0,8324}{0,8953 + 0,8324} = \frac{1,4906}{1,7277} = 0,8627$$

Hasil perhitungan manual menunjukkan nilai F1-score sebesar 0,8627 (86,27%), yang sama persis dengan nilai pada Tabel 4.4.

g. Specificity

Specificity dihitung dari proporsi data bersentimen negatif secara aktual yang berhasil dikenali dengan benar oleh model.

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{183}{183 + 18} = \frac{183}{201} = 0,9104$$

Nilai specificity sebesar 0,9104 (91,04%) ini sesuai dengan nilai pada Tabel 4.4, yang menunjukkan kemampuan model mengenali data bersentimen negatif secara aktual.

h. G-Mean

G-Mean dihitung sebagai akar kuadrat dari hasil kali recall dan specificity, untuk menggambarkan keseimbangan performa model dalam mengenali kedua kelas sentimen.

$$\begin{aligned} \text{G-Mean} &= \sqrt{(\text{Recall} \times \text{Specificity})} = \sqrt{\left(\frac{154}{185} \times \frac{183}{201}\right)} = \sqrt{(0,8324 \times 0,9104)} = \\ &= \sqrt{(0,7579)} = 0,8706 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan manual menunjukkan nilai G-Mean sebesar 0,8706 (87,06%), yang sama dengan nilai pada Tabel 4.4.

Nilai ROC-AUC sebesar 0,9574 pada Tabel 4.4 tidak diverifikasi melalui perhitungan manual pada bagian ini, karena perhitungan AUC memerlukan nilai skor probabilitas prediksi pada seluruh data uji di berbagai ambang batas (threshold), bukan hanya nilai TP, TN, FP, dan FN pada satu ambang batas sebagaimana digunakan pada confusion matrix Tabel 4.3. Oleh karena itu, nilai ROC-AUC sepenuhnya dihitung oleh sistem menggunakan fungsi `roc_auc_score` pada pustaka Scikit-learn.

Secara keseluruhan, hasil perhitungan manual pada bagian ini — baik terhadap proses klasifikasi Naïve Bayes maupun terhadap accuracy, precision, recall, F1-score, specificity, dan G-Mean — menghasilkan nilai yang sama atau konsisten dengan nilai yang dihasilkan oleh sistem. Hal ini membuktikan bahwa implementasi klasifikasi maupun perhitungan metrik evaluasi pada sistem telah dilakukan dengan benar dan dapat dipertanggungjawabkan.

4.5 Pembahasan

Hasil accuracy sebesar 87,31% yang diperoleh dalam penelitian ini menunjukkan performa yang kompetitif apabila dibandingkan dengan beberapa

penelitian terdahulu yang telah diuraikan pada BAB I. Nilai ini berada di atas hasil penelitian (Rifa'I et al., 2024) yang memperoleh akurasi 84,36% pada data yang sangat tidak seimbang (1.677 positif berbanding 69 negatif), namun sedikit lebih rendah dibandingkan penelitian (Yuniar & Kismiantini, 2023) sebesar 89,9% dan (Nurfauzi et al., 2025) sebesar 92%. Perbedaan ini wajar terjadi mengingat sumber data, jumlah data, dan karakteristik bahasa pada masing-masing penelitian berbeda. Data pada penelitian ini berasal dari media sosial X yang cenderung memuat bahasa informal, singkatan, dan gaya penulisan yang lebih beragam dibandingkan ulasan pada Google Play Store, sehingga tingkat kesulitan klasifikasinya relatif lebih tinggi. Meskipun demikian, akurasi yang diperoleh tetap berada pada kategori baik dan telah memenuhi target penelitian, serta mengalami peningkatan dibandingkan hasil pengujian pada tahap sebelumnya seiring bertambahnya jumlah data latih dari 870 menjadi 1.544 tweet.

Berdasarkan hasil pengujian, rumusan masalah yang diajukan pada BAB I dapat dijawab sebagai berikut. Pertama, text mining dan metode Naïve Bayes berhasil diterapkan untuk menganalisis sentimen publik terhadap layanan Gojek dan Grab melalui tahapan pengumpulan data, preprocessing, pelabelan, pembobotan TF-IDF, klasifikasi, dan evaluasi model yang terintegrasi dalam satu sistem berbasis web. Kedua, performa metode Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen menunjukkan hasil yang baik, dengan accuracy 87,31%, precision 89,53%, recall 83,24%, dan F1-score 86,27%. Ketiga, hasil pemetaan sentimen publik terhadap layanan transportasi online menunjukkan komposisi 923 tweet (47,8%) bersentimen positif dan 1.007 tweet (52,2%) bersentimen negatif dari total 1.930 tweet yang dianalisis, yang mengindikasikan

bahwa opini masyarakat terhadap layanan Gojek dan Grab masih cenderung diwarnai keluhan dalam proporsi yang sedikit lebih besar dibandingkan apresiasi.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan pada BAB IV, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Text mining dan metode Naïve Bayes berhasil diterapkan untuk menganalisis sentimen publik terhadap layanan transportasi online di Indonesia, khususnya Gojek dan Grab, melalui sistem berbasis web yang mengintegrasikan tahapan pengumpulan data, preprocessing, pelabelan, pembobotan TF-IDF, klasifikasi, hingga evaluasi model secara berurutan dan otomatis.
2. Model Naïve Bayes menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap 1.930 tweet layanan Gojek dan Grab, dengan nilai accuracy sebesar 87,31%, precision 89,53%, recall 83,24%, F1-score 86,27%, specificity 91,04%, G-Mean 87,06%, dan ROC-AUC 0,9574. Nilai-nilai tersebut menunjukkan model mampu mengenali kelas sentimen positif maupun negatif secara seimbang serta telah melampaui target akurasi minimal 80% yang ditetapkan pada penelitian ini.
3. Hasil pemetaan sentimen terhadap 1.930 tweet layanan Gojek dan Grab menunjukkan komposisi 923 tweet (47,8%) bersentimen positif dan 1.007 tweet (52,2%) bersentimen negatif, yang mengindikasikan bahwa opini publik terhadap kedua layanan transportasi online tersebut masih cenderung diwarnai keluhan dalam proporsi yang sedikit lebih besar dibandingkan apresiasi.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pengembangan penelitian maupun sistem selanjutnya.

1. Terus menambah jumlah dan variasi data latih secara berkala — dataset penelitian ini telah diperluas dari 1.088 menjadi 1.930 tweet dan terbukti meningkatkan akurasi model, sehingga penambahan data lebih lanjut berpotensi meningkatkan stabilitas dan generalisasi model pada opini-opini baru.
2. Menambahkan kelas sentimen netral pada penelitian selanjutnya, mengingat tidak semua tweet yang menyebut layanan Gojek atau Grab mengandung muatan sentimen positif maupun negatif secara eksplisit.
3. Melakukan perbandingan performa Naïve Bayes dengan algoritma klasifikasi lain, seperti Support Vector Machine (SVM) atau Random Forest, untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai algoritma yang paling optimal untuk analisis sentimen layanan transportasi online berbasis data media sosial X.
4. Mengembangkan metode preprocessing yang lebih mampu menangani kalimat implisit dan sarkasme, karena berdasarkan hasil analisis pada BAB IV, sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi pada jenis kalimat tersebut.
5. Melakukan pelatihan ulang model secara berkala seiring bertambahnya data opini publik, agar sistem tetap relevan dalam memetakan persepsi masyarakat terhadap layanan transportasi online yang terus berkembang.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina, D. A., Subanti, S., & Zukhronah, E. (2021). Implementasi text mining pada analisis sentimen pengguna Twitter terhadap marketplace di Indonesia menggunakan algoritma support vector machine. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 3(2), 109. <https://doi.org/10.13057/ijas.v3i2.44337>
- Bahasoan, A. N., Qamariah, N. S., Rahmat, A., Listiawati, N., & Indayani, B. (2024). Transformasi sosial dan ekonomi: Dampak Go-Jek dan Grab di Indonesia. *EKOMA: Jurnal Ekonomi, Manajemen, Akuntansi*, 3(4), 1557–1569.
- Budiman, D., Saputra, A. D., Reynanda, R. M., & Sari, A. P. (2024). Analisis sentimen aplikasi Gojek pada Twitter menggunakan algoritma NaiveBayes. *JAMASTIKA*, 3(2), 107–116. <https://doi.org/10.35473/jamastika.v3i2.3375>
- Erlangga, E., Saputra, A. K., & Kushariantoko, A. H. N. (2024). Analisis performansi Naïve Bayes pada klasifikasi plagiarisme dokumen berdasarkan pembobotan teks menggunakan algoritma TF-IDF. *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, 14(2), 115. <https://doi.org/10.36448/expert.v14i2.3952>
- Fahmi, M., Puspita, A., & Yuningsih, Y. (2023). Sentiment analysis of online Gojek transportation services on Twitter using the Naïve Bayes method. *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, 8(2), 84–90. <https://doi.org/10.33480/jitk.v8i2.4004>
- Herawati, N., Hidayat, A., & Suwarsito. (2018). Analisis pengaruh kualitas layanan dan harga terhadap kepuasan pelanggan. *Jurnal Mitra Manajemen*, 2(5), 522–535. <https://doi.org/10.52160/ejmm.v2i5.157>
- Heristian, S., Napiah, M., & Erawati, W. (2025). Analisis sentimen ulasan pelanggan menggunakan algoritma Naïve Bayes pada aplikasi Gojek. *Computer Science (CO-SCIENCE)*, 5(1), 35–44.

- Indarwati, K. D., & Februariyanti, H. (2023). Analisis sentimen terhadap kualitas pelayanan aplikasi Gojek menggunakan metode Naive Bayes Classifier. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 10(1). <https://doi.org/10.35957/jatisi.v10i1.2643>
- Irawan, B., & Nurdiawan, O. (2023). Analisis sentimen pengguna Gojek dan Grab pada media sosial Twitter menggunakan Random Forest. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(5), 3614–3618.
- Irawan, M. A., & Aryanny, E. (2025). Analisis sentimen penilaian pengguna aplikasi ACI – Ojek Online Indonesia dengan metode Naïve Bayes. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 843–855. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2254>
- Islami, A. I., & Choerunnisa, A. (2025). Digital disruption in transportation: Gojek's entry and growth in Makassar (2015–2020). *Yupa: Historical Studies Journal*, 9(1), 60–71.
- Khoiruddin, Y., Fauzi, A., & Siregar, A. M. (2023). Analisis sentimen Gojek Indonesia pada Twitter menggunakan algoritme Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 19(1), 391. <https://doi.org/10.35889/progresif.v19i1.1173>
- L, M., Febriani, F. W., Tan, R., & Ayuni, M. (2023). Manajemen strategik bisnis PT Gojek Indonesia. *Journal of Business, Finance, and Economics (JBFE)*, 4(1), 119–127. <https://doi.org/10.32585/jbfe.v4i1.3789>
- Nugroho, A., Febriyani, N., & Kurniawan, H. (2025). Sentiment analysis of reviews Grab application on Google Playstore based on methods Naïve Bayes. *Collabits Journal*, 2(3). <https://doi.org/10.22441/collabits.v2i3.30263>
- Nurfauzi, O. M., Hilabi, S. S., Nurapriani, F., & Huda, B. (2025). Analisis sentimen Grab Indonesia pada ulasan Google Play Store menggunakan algoritma Naïve Bayes dan SVM. *SMARTICS Journal*, 11(1), 8–13. <https://doi.org/10.21067/smartics.v11i1.11789>

- Patiger Satria, Harfianti, & Dayanti, K. D. (2024). Analisis pengaruh kualitas layanan dan harga terhadap kepuasan pelanggan pada platform transportasi online di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Merdeka EMBA*, 3(2), 451–459.
- Petiwi, M. I., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2022). Analisis sentimen GoFood berdasarkan Twitter menggunakan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(1), 542–550. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3530>
- Rifa'I, A., Ardhani, R., Pratama, D., & Fatihanursari. (2024). Analisis sentimen terhadap layanan aplikasi Grab Indonesia menggunakan metode Naïve Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 303–309. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8425>
- Yuniar, P., & Kismiantini. (2023). Analisis sentimen ulasan pada Gojek menggunakan metode Naive Bayes. *Statistika*, 23(2), 164–175. <https://doi.org/10.29313/statistika.v23i2.2353>
- Yutika, C. H., Adiwijaya, & Faraby, S. A. (2021). Analisis sentimen berbasis aspek pada review Female Daily menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 422–430.

LAMPIRAN


MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAK-PTIAK.Ppy/PTBB/2024
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
Website: <http://pbi.umsu.ac.id> Email: ib@umsu.ac.id Instagram: [umsuamedan](#) Facebook: [umsuamedan](#) Twitter: [umsuamedan](#) YouTube: [umsuamedan](#)

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Selasa 1 September 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara. Sbb:

Nama Mahasiswa : Fahri Nasution
 NPM : 2209010262
 Program Studi : Sistem Informasi
 Judul Proposal : Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Menganalisis Sentimen Publik Terhadap Layanan Transportasi Online Di Indonesia Berbasis Data Media Sosial X
 Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Zuli Agustina Gultom, M.Si	<i>Acc</i>	<i>[Signature]</i>
Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.	<i>Sudah Bagus</i>	<i>[Signature]</i>
Dr. Zainal Azis, M.Si	<i>Acc</i>	<i>[Signature]</i>

Berita acara ini **ditandatangani** setelah skripsi diperbaiki sesuai petunjuk/arahan dari Pembimbing dan Penguji/Pembahas.

12%
Similarity

137
Matched Sources

Match Group

0% Internet sources
12% Publications
0% Submitted works (Student papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission.

1	Publication	<1%
jurnal.polibatam.ac.id		
2	Publication	<1%
ejournal.upbatam.ac.id		
3	Publication	<1%
jurnal.unw.ac.id		
4	Publication	<1%
eprints.walisongo.ac.id		
5	Publication	<1%
ojs.stmik-banjarbaru.ac.id		
6	Publication	<1%
etheses.uin-malang.ac.id		
7	Publication	<1%
jptk.journals.id		
8	Publication	<1%
repositori.unwira.ac.id		
9	Publication	<1%
publikasi.dinus.ac.id		
10	Publication	<1%
repository.uin-suska.ac.id		
11	Publication	<1%
jurnal.polibatam.ac.id		



SURAT KETERANGAN

Nomor: 23/LOA/ETJ/KOMPREHENSIF/10/2026

Bersama ini, Dewan Redaksi Jurnal Komprehensif (EISSN 3031-0970) memberikan keterangan bahwa naskah dengan identitas berikut:

Judul : PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP LAYANAN TRANSPORTASI ONLINE DI INDONESIA BERBASIS DATA MEDIA SOSIAL X

Penulis : Fahri Nasution & Zuli Agustina Gultom

Institusi : Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia

Bahwa Artikel tersebut telah diterima untuk dilanjutkan ke proses Review sesuai dengan ketentuan yang berlaku pada jurnal Komprehensif dan akan diterbitkan pada Volume 4 Number 2 2026.

Demikian surat keterangan ini diperbuat dengan sebenarnya, untuk dapat dipergunakan seperlunya.

Medan, 05 Oktober 2026

Ketua Penyunting

**JURNAL
KOMPREHENSIF**
Hafid Azizah, S.Pd, M.A., M.Pd



UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya

Unggul | Cerdas | Terpercaya

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/BAN-PT/Akred/PT/10/2019

Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

<https://fkip.umhu.ac.id>

fkip@umhu.ac.id

[fkipsumedan](#)

[umsumedan](#)

[umsumedan](#)

[umsumedan](#)

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : *Fahri Nasution* Program Studi : *Sistem Informatika*
NPM : *220910212* Judul Penelitian : *Penerapan Metode Naive Bayes*
Nama Dosen Pembimbing : *Zuli Agustina Gultogi, M.Si* *Untuk Menganalisis Sistem dan Pustaka*
terhadap layanan faskas di Online
di Indonesia berbekal Data Mining

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
<i>06/01/2026</i>	<i>Pendekatan sk dosen</i>	<i>[Signature]</i>
<i>05/01/2026</i>	<i>Revisi Bab I II III</i>	<i>[Signature]</i>
<i>08/01/2026</i>	<i>Revisi latar belakang</i>	<i>[Signature]</i>
<i>10/01/2026</i>	<i>ACC Skripsi</i>	<i>[Signature]</i>
<i>15/08/2026</i>	<i>Revisi Bab IV</i>	<i>[Signature]</i>
<i>29/08/2026</i>	<i>Revisi Bab V</i>	<i>[Signature]</i>
<i>20/08/2026</i>	<i>EXhibition</i>	<i>[Signature]</i>
<i>20/08/2026</i>	<i>ACC Sidney</i>	<i>[Signature]</i>

Medan, ...

Diketahui oleh :

Ketua Program Studi

Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.kom., M.kom

Disetujui oleh :

Dosen Pembimbing

Zuli Agustina Gultogi, M.Si

