



Analisis Sentimen Pengguna terhadap Aplikasi Lalamove dengan Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes

Dhea Nurajizah*, Shofa Shofia Hilabi, Agustia Hananto, Baenil Huda

Fakultas Ilmu Komputer, Prodi Sistem Informasi, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang

Jl. HS. Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, Indonesia

Email: ¹si21.dheanurajizah@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²shofa.hilabi@ubpkarawang.ac.id,

³agustia.hananto@ubpkarawang.ac.id, ⁴baenil88@ubpkarawang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: si21.dheanurajizah@mhs.ubpkarawang.ac.id

Submitted: 15/03/2025; Accepted: 02/04/2025; Published: 06/04/2025

Abstrak—Perkembangan teknologi digital telah memberikan perubahan signifikan dalam sektor logistik dan transportasi. Aplikasi pengiriman barang berbasis on-demand seperti Lalamove menjadi solusi bagi pengguna yang membutuhkan layanan cepat dan efisien. Namun, adanya berbagai ulasan pengguna baik positif maupun negatif menunjukkan adanya perbedaan pengalaman yang perlu dianalisis. Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengevaluasi persepsi pengguna terhadap aplikasi Lalamove dengan membandingkan efektivitas algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes dalam klasifikasi sentimen. Data yang dipakai dalam penelitian ini mencakup 10.000 ulasan pengguna yang diperoleh melalui teknik scraping dari Google Play Store. Setelah melalui tahap preprocessing data, analisis dilakukan menggunakan metode TF-IDF sebagai ekstraksi fitur dan evaluasi kinerja model dilakukan berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Klasifikasi sentimen dalam penelitian ini dilakukan dalam dua kategori, yaitu sentimen positif dan negatif (biner), tanpa mempertimbangkan kategori netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki akurasi tinggi sebesar 87% dibandingkan Naive Bayes yang hanya mencapai 83%. Penelitian ini memberikan pemahaman bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan mutu layanan berdasarkan analisis sentimen pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Lalamove; Support Vector Machine; Naive Bayes; Machine Learning

Abstract—The development of digital technology has brought significant changes to the logistics and transportation sector. On-demand delivery applications such as Lalamove are a solution for users who need fast and efficient services. However, the existence of various user reviews both positive and negative indicates a difference in experience that needs to be analyzed. This study aims to evaluate user perceptions of the Lalamove application by comparing the effectiveness of Support Vector Machine (SVM) and Naive Bayes algorithms in sentiment classification. The data used in this study includes 10,000 user reviews obtained through scraping techniques from the Google Play Store. After going through the data preprocessing stage, the analysis is performed using TF-IDF method as feature extraction and the model performance evaluation is performed based on accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Sentiment classification in this study was performed in two categories, namely positive and negative (binary) sentiment, without considering the neutral category. The results show that the SVM algorithm has a high accuracy of 87% compared to Naive Bayes which only reaches 83%. This research provides an understanding for application developers in improving service quality based on user sentiment analysis.

Keywords: Sentiment Analysis; Lalamove; Support Vector Machine; Naive Bayes; Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital telah menghasilkan dampak besar dalam sektor logistik dan transportasi, termasuk munculnya aplikasi pengiriman barang seperti Lalamove[1]. Memiliki potensi agar terus maju dan berkembang. komponen penting dalam strategi bisnis. Jejaring interaksi sosial telah menjadi bagian dari gaya hidup setiap individu di dunia. Media sosial membuat komunikasi menjadi lebih mudah dan memiliki kapasitas untuk menangani komunikasi dua arah[2]. Aplikasi ini menawarkan layanan pengiriman yang cepat dan mudah diakses, memungkinkan individu dan bisnis untuk mengatur pengiriman barang secara real-time. Sejak didirikan di Hong Kong pada tahun 2013 dan masuk ke pasar Indonesia pada 2018, Aplikasi ini memiliki rating 4.7 dengan lebih dari 534 ribu ulasan di Google Play Store. Namun, meskipun aplikasi ini menawarkan solusi cepat dan efisien, masih terdapat berbagai keluhan dari pengguna terkait keterlambatan pengiriman, kualitas layanan pengemudi, serta kendala teknis dalam penggunaan aplikasi. Lalamove telah berkembang pesat dengan menyediakan solusi logistik berbasis teknologi di berbagai negara[3].

Layanan jasa pengiriman menjadi salah satu faktor utama dalam keseharian di era digital yang terus berkembang ini[4]. Karena kepraktisan dan kecepatan penggunaan, pengguna dapat melakukan keperluan barang mereka melalui beragam aplikasi layanan pengantaran yang tersedia[5]. Mengingat jumlah yang banyak perusahaan yang menawarkan layanan pengiriman, bisnis perlu menerapkan berbagai strategi untuk dapat mengatasi banyaknya pelanggan yang menggunakan layanan ini[6]. Secara umum, setiap pelanggan yang menggunakan jasa pengiriman barang berharap untuk mendapatkan jasa terbaik. Bisnis yang mampu memberikan pelayanan yang unggul dan memenuhi kebutuhan konsumen secara efektivitas akan memberikan keunggulan yang signifikan jika di bandingkan dengan kompetitornya memiliki kemampuan untuk menghasilkan nilai tambah yang unggul[7].

Namun, terlepas dari popularitasnya, ada keterputusan antara perspektif pengguna dan layanan yang disediakan. Banyak pengguna yang memiliki ulasan atau umpan balik yang membuat mereka berpikir tentang masalah mereka, yang menimbulkan pertanyaan atau kekhawatiran tentang layanan yang mereka gunakan[8]. Pandangan dan persepsi pengguna terhadap teknologi dapat berdampak negatif terhadap adopsi teknologi[9].



Lalamove menghadapi tantangan dalam memenuhi kebutuhan pelanggan, seperti keluhan terkait waktu pengiriman, layanan pelanggan, dan stabilitas aplikasi. Keterputusan ini dapat memengaruhi loyalitas pengguna. Karena itu, memahami sentimen negatif dan positif pelanggan menjadi penting untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna[10]. Meskipun informasi dalam ulasan-ulasan ini sangat penting untuk pengembangan aplikasi dan manajemen Lalamove, namun sulit untuk dianalisis secara manual karena volumenya yang besar. Perlu dilakukan analisis otomatis untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi memungkinkan bisnis untuk mengembangkan strategi yang sesuai untuk menambah atau memperbaiki dan memperluas layanan[11].

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen pengguna pada berbagai platform digital. Rizki Bintang Gumilar dalam penelitiannya membandingkan kinerja Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam analisis sentimen ulasan aplikasi video streaming. Riset ini menganalisis sentimen ulasan Vidio menggunakan SVM dan KNN. Dari 15.000 ulasan yang diproses dengan TF-IDF, SVM menunjukkan akurasi 82%, precision 82%, recall 83%, dan F1-score 82%, unggul dibandingkan KNN (akurasi 69%). Hasil ini dapat membantu developer meningkatkan kualitas layanan Vidio[12]. Sementara itu, Widia Ningsih melakukan studi terkait analisis sentimen pengguna mobil listrik berdasarkan data dari Twitter dengan membandingkan SVM dan Naïve Bayes. Penelitian ini menggunakan 1.517 data ulasan Twitter mengenai kendaraan listrik yang diambil dari Kaggle. Data ini kemudian digunakan untuk klasifikasi sentimen dengan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Analisis sentimen mengklasifikasikan teks sebagai positif, negatif, atau netral. Penelitian ini menganalisis opini publik tentang kendaraan listrik di Twitter menggunakan data dari Kaggle. Data dikumpulkan melalui pelabelan manual, preprocessing, dan pemodelan, lalu diklasifikasikan dengan Naïve Bayes dan SVM. Hasil menunjukkan SVM memiliki akurasi lebih tinggi (70,82%) dibandingkan Naïve Bayes (63,02%), sehingga lebih efektif dalam analisis sentiment[13]. Dari sini bisa disimpulkan bahwa algoritma support vector machine menunjukkan Tingkat akurasi yang tinggi. SVM terkenal karena kemampuannya dalam mengolah data dengan Tingkat sensitivitas yang tinggi, sedangkan Naive Bayes lebih cepat dan halus tetapi kurang akurat dalam situasi yang lebih kompleks[14]. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja kedua algoritma dalam menganalisis perilaku pengguna terhadap aplikasi Lalamove sehingga dapat diketahui metode yang paling baik untuk menganalisis sentimen pengguna pada aplikasi logistik tersebut[15].

Meskipun penelitian-penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas SVM dalam analisis sentimen, terdapat beberapa GAP penelitian yang belum banyak dibahas. Pertama, sebagian besar penelitian analisis sentimen lebih banyak berfokus pada sektor e-commerce atau media sosial, sementara analisis sentimen dalam konteks aplikasi logistik masih belum banyak diteliti. Kedua, penelitian sebelumnya menggunakan dataset yang relatif kecil, sedangkan penelitian ini memanfaatkan 10.000 ulasan dari Google Play Store, yang memberikan cakupan lebih luas terhadap pengalaman pengguna. Ketiga, tidak semua penelitian sebelumnya menerapkan metode cross-validation, yang berperan penting dalam meningkatkan keandalan model. Keempat, penelitian ini juga menggunakan TF-IDF sebagai teknik ekstraksi fitur, yang memungkinkan representasi teks lebih optimal dalam klasifikasi sentimen.

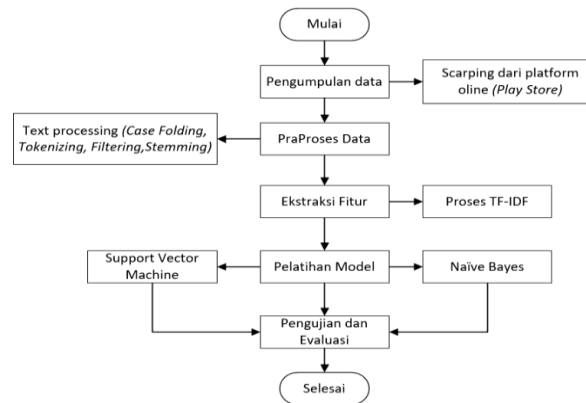
Sebagai upaya untuk mengatasi GAP tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Lalamove dengan membandingkan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes (NB). Klasifikasi sentimen dalam penelitian ini dilakukan dalam dua kategori, yaitu sentimen positif dan negatif (biner), tanpa mempertimbangkan kategori netral. Dengan menggunakan dataset yang lebih besar, metode validasi silang, serta pendekatan ekstraksi fitur yang lebih optimal, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan lebih dalam mengenai pola sentimen pengguna terhadap aplikasi logistik. Hasil penelitian ini dapat membantu pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan berdasarkan sentimen pelanggan serta memberikan kontribusi bagi pengembangan metode analisis sentimen dalam domain logistik digital.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Analisis ini berfokus pada sentimen ulasan terhadap aplikasi Lalamove diperoleh melalui proses scraping dari Google Play Store. Data yang terkumpul mencakup teks ulasan, skor penilaian, dan waktu ulasan dari pengguna di Indonesia. Ulasan dalam bahasa Indonesia dan Inggris dianalisis dengan sentimen negatif (skor 1-2) dan positif (skor 4-5). Penelitian ini menganalisis performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Proses analisis mencakup tahapan pre-processing seperti tokenisasi, stemming, dan normalisasi sebelum pembagian data dilakukan ke dalam data latih dan data uji. Hasil penelitian akan mengevaluasi efektivitas kedua algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap layanan Lalamove.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma **Support Vector Machine (SVM)** memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan **Naive Bayes** dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap layanan **Lalamove**. Meskipun demikian, Naive Bayes memiliki nilai presisi yang lebih baik dalam mengidentifikasi sentimen positif. Selain itu, performa kedua algoritma juga dipengaruhi oleh proses pre-processing yang dilakukan terhadap data ulasan. Selanjutnya, penelitian ini akan mengevaluasi faktor-faktor lain yang dapat memengaruhi

kinerja algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna, seperti ukuran dataset dan parameter yang digunakan dalam model. Dengan demikian, meskipun SVM unggul dalam akurasi, Naive Bayes tetap memiliki keunggulan dalam presisi pada sentimen positif. Selain itu, proses pre-processing data ulasan berperan penting dalam meningkatkan performa kedua algoritma. Ke depan, penelitian ini akan mengeksplorasi lebih lanjut faktor-faktor lain, seperti ukuran dataset dan pemilihan parameter model, yang berpotensi memengaruhi hasil klasifikasi sentimen pengguna terhadap layanan Lalamove secara lebih optimal.



Gambar 1. Diagram Alur penelitian[16].

2.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data dikumpulkan menggunakan scraping menggunakan pustaka google-play-scrapers untuk memperoleh ulasan aplikasi Lalamove dari Google Play Store. Dimana data yang dihimpun mencakup teks ulasan, skor penilaian, dan waktu ulasan, kemudian disimpan pada format Excel sebagai bahan analisis lebih dalam. Dataset yang digunakan merupakan kompilasi ulasan dari 18 Juni 2020 hingga 24 Januari 2025, dengan total 10.000 data ulasan yang mencerminkan pengalaman dan pandangan pengguna terhadap aplikasi Lalamove. Teknik scraping digunakan sebagai metode otomatis dalam mengumpulkan data dari situs web, sehingga memungkinkan pengambilan informasi dalam jumlah besar secara efisien. Data yang diperoleh selanjutnya dianalisis untuk memahami persepsi pengguna terhadap layanan Lalamove dan mendukung tujuan penelitian dalam membandingkan efektivitas algoritma analisis sentimen.

2.2 Praporses Data

Langkah ini berfungsi untuk membersihkan dan menyiapkan dataset ulasan agar dapat di olah dalam analisis sentimen[17].

- Pembersihan Data: Menghilangkan symbol khusus, angka, serta tanda baca.
- Normalisasi: Mengkonversi kata tidak baku atau slang menjadi bentuk standar.
- Case Folding: Mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil semua untuk menjaga konsistensi.
- Tokenisasi: Memisahkan kalimat ulasan menjadi kata individu.
- Stopword Removal: Menghapus kata-kata tidak bermakna seperti "dan," "atau," "di."
- Stemming: Normalisasi kata ke bentuk asal dengan Pustaka Sastrawi.

2.3 Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur frekuensi istilah, atau TF-IDF Proses mengubah materi tekstual menjadi data dikenal sebagai “frekuensi dokumen terbalik.” Analisis numerik dilakukan pada setiap kata dalam setiap dokumen yang ada. TF adalah jumlah kemunculan sebuah kata di setiap dokumen yang disediakan, yang memperlihatkan beberapa kekurangan dan pentingnya kata tersebut di setiap dokumen. Di sisi lain, DF adalah frekuensi dokumen yang mengandung kata yang disebutkan di atas dan menyajikan beberapa contohnya. Selain itu, IDF adalah kebalikan dari DF. Algoritma TF-IDF melakukan analisis tingkat kepentingan tiap kata kunci yang masuk ke dalam kategori yang sesuai dengan kategori yang sudah ada dalam[18]. Oleh karena itu, konsep TF-IDF diperoleh dari perhitungan berbasis penggabungan rumus TF dan IDF menggunakan perkalian, dan bobot TF-IDF adalah sebagai berikut.

$$w_{ij} = tf_{ij} * \log \left(\frac{D}{df_j} \right) \quad (1)$$

Bobot W_{ij} dalam model TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) dihitung berdasarkan dua komponen utama, yaitu frekuensi suatu kata dalam dokumen (TF) dan pentingnya kata tersebut dalam keseluruhan koleksi dokumen (IDF). Komponen TF, yang dilambangkan sebagai $tf_{t,j}$, merepresentasikan jumlah kemunculan suatu kata dalam dokumen tertentu. Sementara itu, IDF, yang dinotasikan sebagai idf_i , berfungsi untuk mengukur seberapa unik atau jarang suatu kata muncul dalam seluruh kumpulan dokumen. Semakin jarang kata tersebut ditemukan di berbagai dokumen, semakin tinggi nilai IDF-nya, yang berarti kata tersebut memiliki



bobot lebih besar dalam proses pembobotan TF-IDF. Dalam hal ini, D menunjukkan jumlah total dokumen dalam koleksi yang digunakan untuk perhitungan. Dengan demikian, bobot W_{ij} yang dihasilkan akan lebih tinggi untuk kata-kata yang sering muncul dalam dokumen tertentu tetapi jarang ditemukan dalam keseluruhan korpus, sehingga membantu meningkatkan relevansi dalam analisis teks dan pencarian informasi.

2.4 Pelatihan Model

a. Support Vector Machine

Dalam[19] Support Vector Machine (SVM) banyak digunakan sebagai algoritma pembelajaran terawasi yang paling efektif untuk tugas mengklasifikasi, khususnya ketika berhadapan dengan data berdimensi tinggi. SVM beroperasi melalui hyperplane terbaik yang meminimalkan kategori data. Pada analisis sentimen, SVM telah banyak dipakai untuk mengelompokkan data tekstual sebagai positif atau negatif. Keunggulan SVM dalam analisis sentimen adalah kemampuannya untuk menangani data nonlinier dengan menggunakan metode kernel, untuk memungkinkan model yang lebih kompleks. Namun, SVM sering kali membutuhkan pemrosesan data yang lebih teliti dan memiliki efisiensi komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma yang lebih berhati-hati seperti Naive Bayes[20].

b. Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma pengelompokan probabilistik berdasarkan pada teori Bayes. Algoritma ini sederhana dan efektif dalam analisis teks, oleh karena itu sering dipakai untuk melakukan analisis sentimen. Naive Bayes mengasumsikan bahwa setiap karakter atau kata dalam sebuah teks bersifat independen, yang berarti bahwa algoritme ini menetapkan hubungan antara karakter dalam satu teks. Meskipun asumsi ini sering kali tidak terlalu akurat, Naive Bayes telah terbukti menghasilkan output yang optimal dalam analisis sentimen[21]. Algoritma Naive Bayes adalah algoritma yang menerapkan teori Naive Bayes. Metode Bayes menggambarkan peluang terjadinya suatu fakta tertentu dapat muncul atau terjadi pada beberapa peristiwa yang terjadi. Metode Bayes sering digunakan membuat prediksi faktual menggunakan dasar fakta yang sudah terjadi. Banyak orang menggunakan Naive Bayes untuk mengkategorikan data. Dikatakan naive karena fitur-fitur data yang digunakan dalam prosesnya tidak memiliki ketergantungan antara satu dengan yang lainnya. Dalam melakukan klasifikasi, Naive Bayes membutuhkan data yang dapat menunjukkan semua fakta agar dapat menghasilkan prediksi yang akurat[22].

2.5 Pegujian dan Evaluasi

Pembagian Dataset dan Validasi Model Dataset dibagi menjadi dua bagian dengan rasio 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian guna memastikan model memiliki data yang cukup untuk belajar dan diuji. Selain itu, digunakan teknik 5-Fold Cross-Validation untuk menghindari overfitting, sehingga model dapat bekerja dengan baik pada data baru. dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur kinerja dalam melakukan klasifikasi. Indikator evaluasi bisa berupa akurasi, presisi, recall, F1-score, atau confusion matrix untuk melihat seberapa baik model bekerja.

Tabel 1. Confusion Matrix

	Actual Positif	Actoal Negatif
Prediksi Positif	TP FN	FP TN
Prediksi Negatif		

Confusion matrix yang meliputi True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), ditunjukkan pada Tabel 1. TP adalah persentase kelas positif yang telah diklasifikasikan seperti itu. Ini berarti bahwa model berhasil mengidentifikasi kasus-kasus positif dan teramati. Dengan kata lain, TN adalah persentase kelas negatif yang telah diklasifikasikan. Hal ini mengindikasikan bahwa model juga dapat dibandingkan dengan kelas-kelas negatif yang telah didefinisikan dengan baik. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa TP dan TN memberikan contoh daya guna model untuk menganalisis dan merepresentasikan kelas positif dan negatif dengan akurasi yang sesuai. Dari perhitungan “Confusion matrix”, seperti “akurasi”, “presisi”, “recall”, dan “f1-score”, dapat ditentukan persamaan yang sedang dihitung.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} * 100\% \tag{2}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} * 100\% \tag{3}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} * 100\% \tag{4}$$

$$\text{F1-Score} = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} * 100\% \tag{5}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Mengulas analisis sentiment terhadap menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes

untuk mengklasifikasikan review penngguna terhadap aplikasi Lalamove di Google Play Store. Penelitiann ini berfokus pada pemahaman menngeni klasiikasi dengan akurasi tertinggi dengan menggunakan metode SVM dan Naïve Bayes berdasarkan pada ulasan dari aplikasi Lalamove di Google Play Store. Tahapan Penerapan Algoritma Pada tahap ini, algoritma SVM dan Naïve Bayes diterapkan untuk melakukan klasifikasi sentimen terhadap data ulasan pengguna. Dataset yang telah diproses melalui tahap preprocessing dan ekstraksi fitur TF-IDF digunakan untuk melatih model. Setelah model dilatih dengan dataset latih (70%), dilakukan pengujian terhadap dataset uji (30%) untuk mengukur performa model.

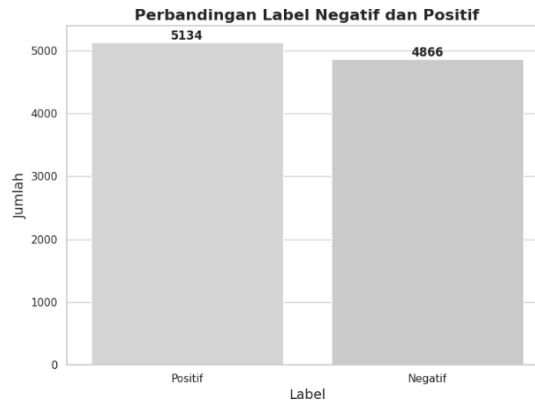
3.1 Pengumpulan Data

Proses scraping berhasil mengumpulkan sekitar 10.000 ulasan pengguna, mencakup berbagai pengalaman dan opini mereka. Contoh data hasil scraping turut disertakan untuk memberikan gambaran lebih jelas mengenai pengalaman dan temuan pengguna. Berikut Gambar 2 hasil dari pengambilan dataset.

	content	score
0	Lala Move KEREN	5
1	cepat tepat	5
2	Anyep ah rungkad, gak ada kemajuan onbid diapl...	1
3	Kebanyakan drivernya manja , dan suka minta ua...	1
4	Luar biasa	5
5	Gilaaa yah ini udh dua kali gw orderr kaya di ...	1
6	Akun saya di tangguhkan (di bekukan selama 72 ...	1
7	kalo dapat driver plat B 9920 WAF cancel ajah,...	1
8	bagus service nya	5
9	drivernya problematik semua	1

Gambar 2. Hasil Pengambilan Dataset

Jumlah data prediksi positif dan negatif ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan jumlah fase, terlihat jelas bahwa emosi positif dan negatif tidak sama. Karena hal ini tidak akurat, maka digunakanlah oversampling untuk membuat data yang lebih akurat. Tujuannya adalah untuk meningkatkan akurasi saat membangun model.



Gambar 3. Perbandingan Label

3.2 Text Preprocessing

Proses Jumlah prediksi data positif dan negatif ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan jumlah segi, terlihat bahwa emosi terdapat ketidakseimbangan antara aspek positif dan negative. Sebab hal ini tidak akurat, metode oversampling diterapkan untuk meningkatkan akurasi dalam proses pembuatan model.

Tabel 2. Case Folding

Case Folding	Tokenizing
gilaaa yah ini udh dua kali gw orderr kaya di peras tdk sesuai dengan apk malah minta naikin harga kalipat dri hrga di apk byk alesan nyaaa tolongg doang sbnrnya gmna sihh	['gilaaa', 'yah', 'ini', 'udh', 'dua', 'kali', 'gw', 'orderr', 'kaya', 'di', 'peras', 'tdk', 'sesuai', 'dengan', 'apk', 'malah', 'minta', 'naikin', 'harga', 'kalipat', 'dri', 'hrga', 'di', 'apk', 'byk', 'alesan', 'nyaaa', 'tolongg', 'doang', 'sbnrnya', 'gmna', 'sihh']

Seperti yang dapat dilihat pada Tabel 3, proses penguraian kalimat dilakukan pada tahap tokenizing.

Tabel 3. Tokenizing

Tokenizing	Filtering
['gilaaa', 'yah', 'ini', 'udh', 'dua', 'kali', 'gw', 'orderr', 'kaya', 'di', 'peras', 'tdk', 'sesuai', 'dengan', 'apk', 'malah', 'minta', 'naikin', 'harga', 'kalipat', 'dri', 'hrga', 'di', 'apk', 'byk', 'alesan', 'nyaaa', 'tolongg', 'doang', 'sbnrnya', 'gmna', 'sihh']	['gilaaa', 'kali', 'orderr', 'kaya', 'peras', 'sesuai', 'apk', 'naikin', 'harga', 'kalipat', 'dri', 'hrga', 'apk', 'byk', 'alesan', 'nyaaa', 'tolongg', 'doang', 'sbnrnya', 'gmna', 'sihh']

Tabel 4 menampilkan pemakaian kata dalam kalimat penghubung semisal “dan”, “dengan”, serta “yang”, bersama dengan kata atau frasa lain sehingga berperan dalam menghubungkan ide dan informasi dalam teks.

Tabel 4. Fitering

Filtering	Stemming
['gilaaa', 'kali', 'orderr', 'kaya', 'peras', 'sesuai', 'apk', 'naikin', 'harga', 'kalipat', 'dri', 'hrga', 'apk', 'byk', 'alesan', 'nyaaa', 'tolongg', 'doang', 'sbnrnya', 'gmna', 'sihh']	['gilaaa', 'kali', 'orderr', 'kaya', 'peras', 'sesuai', 'apk', 'naikin', 'harga', 'kalipat', 'dri', 'hrga', 'apk', 'byk', 'alesan', 'nyaaa', 'tolongg', 'doang', 'sbnrnya', 'gmna', 'sihh']

Tahapan penutup adalah stemming, yang merupakan proses normalisasi kata menjadi bentuk dasar, seperti yang ditunjukkan dalam contoh pada Tabel 5.

Tabel 5. Stemming

Sebelum	Sesudah
Gilaaa yah ini udh dua kali gw orderr kaya di peras tdk sesuai dengan apk malah minta naikin harga 2 kalipat dri hrga di apk byk alesan nyaaa tolongg doang sbnrnya gmna sihh....	['gilaaa', 'kali', 'orderr', 'kaya', 'peras', 'sesuai', 'apk', 'naikin', 'harga', 'kalipat', 'dri', 'hrga', 'apk', 'byk', 'alesan', 'nyaaa', 'tolongg', 'doang', 'sbnrnya', 'gmna', 'sihh']

3.3 Vectorizing TF-IDF

Vectorizing data dilakukan guna mengonversi tokenizing dikonversi ke dalam bentuk berperan representasi numerik, sehingga memungkinkan algoritma pembelajaran mesin atau analisis data bekerja dengan data teks. Proses ini bertujuan mengekstrak informasi penting dari teks, dengan hasil vektorisasi menggunakan metode TF-IDF yang di perlihatkan pada Gambar 4, sebagai berikut:

	Kata	tf-idf	Frekuensi
0	bantu	488.924420	NaN
1	driver	384.649404	NaN
2	aplikasi	354.822637	NaN
3	bagus	312.596869	NaN
4	mantap	301.191346	NaN
5	murah	271.594679	NaN
6	lalamove	260.858538	NaN
7	good	248.696584	NaN
8	kirim	210.016134	NaN
9	cepat	193.168540	NaN

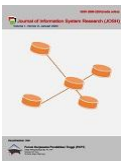
Gambar 4. Vectorizing TF-IDF

3.4 Pemodelan Klasifikasi

Usai tahap pemberian bobot pada kata berhasil, selanjutnya adalah menerapkan algoritma klasifikasi SVM dan Naïve Bayes pada analisis sentimen. Langkah ini dimaksudkan untuk menentukan model terbaik untuk tugas yang ditawarkan. Gambar 5 dan Gambar 6 berikut ini menunjukkan evaluasi kinerja algoritma SVM dan Naïve Bayes, yang didasarkan pada indikator precision, recall, f1-score, dan akurasi.

Classification report:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.88	0.81	0.84	1410
Positif	0.84	0.91	0.87	1590
accuracy			0.86	3000
macro avg	0.86	0.86	0.86	3000
weighted avg	0.86	0.86	0.86	3000

Gambar 5. Klasifikasi SVM



- [12] R. B. Gumilar, Y. Cahyana, C. E. Sukmawati, and A. M. Siregar, “Analisa Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan K- Nearest Neighbors Terhadap Ulasan Aplikasi Vidio,” *JOSH*, vol. 5, no. 4, pp. 1188–1195, 2024, doi: 10.47065/josh.v5i4.5640.
- [13] W. Ningsih, B. Alfianda, R. Rahmaddeni, and D. Wulandari, “Perbandingan Algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam Analisis Sentimen Twitter pada Penggunaan Mobil Listrik di Indonesia,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 556–562, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1253.
- [14] C. K. NISA, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Cetaphil Gentle Skin Cleanser Di Website Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” 2024.
- [15] I. Sugiyarto et al., “Sentimen Analisis Pengguna Aplikasi Grab Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine,” *J. Tek.*, vol. 18, no. x, pp. 331–341, 2024.
- [16] B. Huda et al., “Analisis Sentimen E-Learning X Terhadap Antarmuka Pengguna Menggunakan Kombinasi Multinomial Naive Bayes Dan Pendekatan Design Thinking,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 4, pp. 895–902, 2024, doi: 10.25126/jtiik.1147686.
- [17] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, “Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN,” *J. KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [18] A. A. A. Dhira Atika, Styawati, “Term Frequency-Inverse Document Frequency Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Tekanan Mental Pada Media Sosial Twitter,” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, 2022.
- [19] P. B. Ratnasari, E. Wihardjo, and I. P. P. A. Asari, *Pengantar Machine Learning*, vol. 11, no. 1. 2019.
- [20] R. T. M. Anne Mudya Yolanda, “Implementasi Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store,” *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res. Vol.*, vol. 6, no. 2, pp. 76–83, 2024, doi: 10.35580/variansiunm258.
- [21] N. Raisa and N. Riza, “Sentimen Analisis Terhadap Opini Masyarakat Mengenai Drama Korea Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 1312–1320, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6765.
- [22] T. I. Rais, “Analisis Sentimen Terhadap Komentar Video Youtube Raiden Shogun-Judgment of Euthymia Menggunakan Metode Majority Voting,” *Fak. Sain dan Teknol. Univ. Islam Negeri Syarif Hidayatullah*, 2022.