



Kombinasi *Vader Lexicon* dan *Svm* dalam Mengklasifikasi *Sentiment Transportasi Online* (Grab) pada Ulasan *Play Store*

Combination Of Vader Lexicon And Svm In Classifying Sentiment Online Transportation (Grab) On Play Store Reviews

Agustiawal^{1*}, Fachrim Irhamma Rahman², Titin Wahyuni³

Universitas Muhammadiyah Makassar

Email: 105841108920@student.unismuh.id¹, Fachrim141020@unismuh.ac.id²

Article Info

Article history :

Received : 26-12-2025

Revised : 27-12-2025

Accepted : 29-12-2025

Published : 31-12-2025

Abstract

The advancement of digital technology has led to a significant increase in the use of online transportation services in Indonesia, with Grab being one of the most widely used applications. The abundance of user reviews on the Google Play Store provides valuable data to assess user satisfaction and public perception of the service. This study aims to classify user sentiments in Grab reviews using a combination of the VADER Lexicon method and the Support Vector Machine (SVM) algorithm. VADER is used to provide initial sentiment scores lexically, and the results are then used as annotated data to train the SVM model. The findings indicate that the combination of these two methods is effective in accurately categorizing sentiments into positive, negative, and neutral. This approach can help service providers better understand user needs and complaints, contributing to continuous service improvement

Keywords: *Sentiment, VADER, Support Vector Machine*

Abstrak

Perkembangan teknologi digital telah mendorong meningkatnya penggunaan layanan transportasi online di Indonesia, salah satunya adalah aplikasi Grab. Banyaknya ulasan pengguna di Google Play Store menjadi sumber data yang berharga untuk mengetahui tingkat kepuasan dan persepsi masyarakat terhadap layanan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Grab menggunakan kombinasi metode VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine (SVM). VADER digunakan untuk memberikan skor awal sentimen secara leksikal, kemudian hasil tersebut digunakan sebagai data anotasi untuk melatih model SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode ini efektif dalam mengelompokkan sentimen ulasan menjadi positif, negatif, dan netral secara lebih akurat. Pendekatan ini dapat membantu penyedia layanan memahami kebutuhan dan keluhan pengguna, serta meningkatkan kualitas layanan secara berkelanjutan.

Kata Kunci: *Sentiment, VADER, Support Vector Machine*

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang sangat pesat membawa dampak besar dalam kehidupan manusia, termasuk dalam bidang transportasi. Salah satu dampaknya adalah munculnya layanan transportasi online seperti Grab yang dapat diakses melalui internet. Grab menjadi salah satu aplikasi transportasi digital yang paling banyak digunakan di Indonesia.

Berdasarkan data dari Google Play per 25 September 2020, aplikasi Grab telah diunduh lebih dari 100 juta kali dan memiliki rating 4,5 dari jutaan ulasan pengguna (Google Play, 2019). Ulasan tersebut terdiri dari nilai rating dan komentar dalam bentuk teks. Komentar-komentar ini



dapat memberikan informasi penting mengenai pengalaman, kepuasan, atau keluhan pengguna terhadap layanan (Wahyudi, 2021; Watrianthos et al., 2019).

Untuk memahami opini pengguna secara otomatis, analisis sentimen menjadi metode yang banyak digunakan. Analisis sentimen merupakan proses mengidentifikasi sikap pengguna positif, negatif, atau netral dalam sebuah teks terhadap produk atau layanan (Raihan & Erwin, 2022). Hasil dari analisis ini sangat berguna bagi perusahaan untuk mengetahui aspek-aspek layanan yang perlu ditingkatkan.

Penelitian ini menggabungkan dua metode, yaitu VADER Lexicon dan Support Vector Machine (SVM). VADER digunakan untuk memberi label sentimen awal berdasarkan leksikon, dan hasilnya digunakan sebagai data latih untuk SVM. Penggabungan metode ini bertujuan meningkatkan akurasi dalam klasifikasi opini pengguna (Nurcahyawati, 2023).

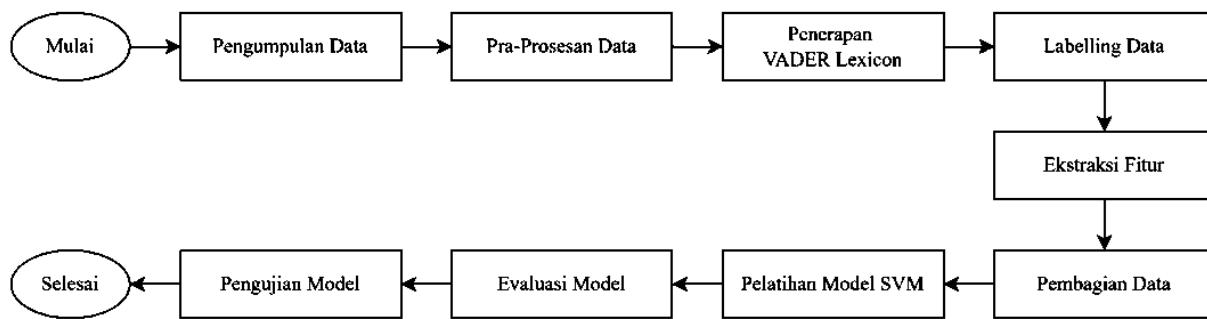
Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan untuk mengetahui sentimen pengguna terhadap aplikasi Grab melalui ulasan di Google Play Store dengan menggunakan metode VADER Lexicon dan SVM.

Berdasarkan penelitian yang akan diangkat terhadap masalah di atas, maka di buat klasifikasi sentimen menggunakan metode Vader Lexicon Dan SVM untuk mengetahui sentimen transportasi online (Grab) pada ulasan play store.

METODE PENELITIAN

Perancangan Sistem

Flowchart Sistem



Gambar 1. Flowchart Sistem

1. Dimulai dengan titik awal yang ditandai dengan “Mulai”
2. Pengumpulan Data –Mengambil data yang akan dianalisis.
3. Pra-Prosesan Data –Membersihkan dan menyiapkan data.
4. Penerapan VADER Lexicon – Memberi nilai sentimen pada data.
5. Labelling Data –Menentukan label (positif, netral, negatif).
6. Ekstraksi Fitur – Mengubah teks menjadi data numerik.
7. Pembagian Data –Membagi data menjadi data latih dan uji.
8. Pelatihan Model SVM –Melatih model dengan data latih.



9. Evaluasi Model – Mengukur performa model.
10. Pengujian Model – Menguji model dengan data uji.
11. Selesai

Teknik Pengujian Sistem

Pengujian sistem bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi sentimen menggunakan kombinasi VADER Lexicon dan Support Vector Machine (SVM). Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label asli pada dataset ulasan aplikasi Grab yang diperoleh dari Google Play Store.

Metode pengujian yang digunakan dalam penelitian ini adalah pengujian empiris, yang membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya. Pengujian ini dilakukan dengan teknik evaluasi berbasis Confusion Matrix, yang memberikan metrik performa seperti:

1. Akurasi (Accuracy):

Langkah-langkah:

- a. Menghitung jumlah prediksi yang benar untuk semua kelas (positif, negatif, netral).
- b. Menghitung total seluruh prediksi (benar + salah).
- c. Mengukur persentase prediksi yang benar dibandingkan dengan total data uji.

2. Presisi (Precision):

Langkah-Langkah:

a. Untuk setiap kelas (misalnya kelas Positif):

- 1) Menghitung jumlah True Positives (TP): prediksi benar untuk kelas tersebut.
 - 2) Menghitung jumlah False Positives (FP): prediksi salah yang diklasifikasikan sebagai kelas tersebut.
- b. Mengukur ketepatan model dalam mengklasifikasikan ulasan positif, negatif, atau netral.

3. Recall (Sensitivity):

Langkah-Langkah:

a. Untuk setiap kelas:

- 1) Menghitung True Positives (TP).
- 2) Menghitung False Negatives (FN): data yang sebenarnya termasuk dalam kelas tersebut, tapi diprediksi sebagai kelas lain.

b. Mengukur sejauh mana model dapat menangkap semua ulasan dalam satu kategori tertentu.

c. F1-Score:

Langkah-Langkah: Menggabungkan presisi dan recall dalam satu metrik untuk memberikan gambaran keseimbangan performa model.



Teknik Analisis Data

Proses analisis data dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Reduksi Data (Data Reduction)

Reduksi data adalah proses menyederhanakan, memilah, dan mengubah data kasar menjadi bentuk yang lebih mudah dikelola dan dipahami. Dalam tahap ini, data yang relevan dipilih dan dirangkum sementara data yang tidak relevan dibuang. Proses ini melibatkan kegiatan seperti coding, pengelompokan, dan pembuatan tema atau kategori. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola dan tema utama yang muncul dari data sehingga memudahkan analisis lebih lanjut.

2. Penyajian Data (Display Data)

Penyajian data adalah proses menata data yang telah direduksi dalam bentuk yang terorganisir dan mudah dipahami. Data dapat disajikan dalam berbagai bentuk seperti teks naratif, tabel, grafik, atau diagram. Penyajian data bertujuan untuk membantu peneliti memahami informasi yang kompleks dengan lebih baik dan untuk mendukung proses penarikan kesimpulan. Ini juga memudahkan dalam mengkomunikasikan temuan kepada audiens lain.

3. Penarikan Kesimpulan (Concluding Drawing Verification)

Penarikan kesimpulan adalah tahap di mana peneliti mengevaluasi data yang telah direduksi dan disajikan untuk membuat interpretasi dan kesimpulan yang valid. Proses ini melibatkan mencari hubungan, pola, dan makna dalam data serta mengaitkan temuan dengan pertanyaan penelitian atau hipotesis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Penelitian ini mengumpulkan ulasan pengguna aplikasi Grab dari Play Store dengan bantuan bot. Bot ini secara otomatis mengambil data ulasan, termasuk teks, rating, dan tanggal ulasan. Dengan cara ini, data bisa dikumpulkan lebih cepat dan terorganisir, sehingga mencerminkan berbagai pendapat pengguna tentang layanan Grab. Pengambilan data dilakukan dengan mengumpulkan dataset dari aplikasi Grab yang tersedia di Google Play Store dengan menggunakan Bot. Dataset ini terdiri dari sekitar 5000 ulasan yang diberikan oleh pengguna aplikasi. Setelah seluruh data terkumpul, kemudian data dibersihkan dan saya mengambil sekitar 2999 ulasan, selanjutnya diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris secara manual dengan bantuan Google Translate untuk memastikan kesesuaian makna.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis persepsi pengguna terhadap aplikasi Grab dengan cara mengumpulkan ulasan langsung dari Google Play Store. Proses pengambilan data dilakukan secara otomatis menggunakan bot web scraping, yaitu program yang dirancang untuk mengekstraksi data dari halaman web secara sistematis. Bot ini mengambil elemen-elemen penting dari setiap ulasan, termasuk teks ulasan, rating bintang, dan tanggal ulasan.

Dengan menggunakan bot, proses pengumpulan data menjadi lebih cepat, efisien, dan terorganisir dibandingkan pengambilan secara manual. Pendekatan ini juga memungkinkan untuk



mendapatkan kumpulan data yang lebih representatif dari berbagai waktu dan pengalaman pengguna, sehingga mencerminkan opini yang lebih menyeluruh terhadap layanan Grab.

Secara keseluruhan, sekitar 5000 ulasan berhasil dikumpulkan dari pengguna aplikasi Grab. Setelah proses pengumpulan selesai, dilakukan tahap pembersihan data (data cleaning) untuk menghilangkan duplikasi, teks kosong, simbol atau karakter yang tidak relevan, serta menyaring ulasan yang tidak mengandung informasi berarti. Dari hasil pembersihan ini, dipilih sebanyak 2999 ulasan yang valid untuk dianalisis lebih lanjut.

Untuk kebutuhan analisis berbasis Bahasa Inggris, seluruh ulasan kemudian diterjemahkan secara manual dengan bantuan Google Translate. Meskipun proses terjemahan dibantu oleh alat otomatis, setiap hasil terjemahan tetap diperiksa kembali guna memastikan kesesuaian konteks dan makna antara ulasan asli dalam Bahasa Indonesia dan versi terjemahannya dalam Bahasa Inggris.

1. Data Ulasan

Tabel 1. Dataset Ulasan

No	Ulasan
1	Adanya aplikasi ini sangat membantu karena ketika kita pergi atau kemana kita ingin pergi, tidak sulit untuk memesan grab dengan mudah. Jadi hati kami lebih tenang.. alhamdulillah
2	Pemesanan GrabFood pernah dilakukan oleh restoran yang salah, namun sulit mendapatkan kompensasi
3	Aplikasi Grab sudah cukup bagus, namun saya merasa terkadang update mengenai driver terlambat sehingga perlu sedikit perbaikan dalam hal komunikasi
4	Layanan Grab sangat berguna ketika saya ingin berbelanja tanpa harus keluar rumah. GrabFood selalu menawarkan banyak pilihan makanan enak dan murah
5	Layanan Grab semakin mahal dan tidak sepadan dengan kemudahan yang diberikan
6	Grab oke untuk kebutuhan transportasi, namun ada beberapa fitur yang perlu ditingkatkan
7	Terima kasih. Sangat membantu bagi saya yang baru pertama kali memesan Grab Bike
8	Uninstall Grab karena Founder & Istri dukung Zionis Israel, masih ada aplikasi alternatif lain, jadi jangan khawatir uninstall Grab
9	Secara keseluruhan, layanan Grab cukup baik, meski ada beberapa kali pengemudi atau aplikasi mengalami kendala
10	Dengan pilihan pembayaran yang beragam, termasuk menggunakan dompet digital, sangat memudahkan saya dalam membayar tanpa harus membawa uang tunai

Setelah proses penerjemahan selesai, data kemudian disusun dan dimasukkan ke dalam tabel Excel agar lebih terstruktur dan siap untuk tahap analisis lebih lanjut. Langkah ini bertujuan untuk mempermudah pengolahan data dalam proses klasifikasi sentimen menggunakan metode VADER dan SVM.

Tabel 2. Dataset Ulasan Bahasa Inggris

No	Ulasan
1	Having this application is very helpful because when we go or where we want to go, it's not difficult to easily order a grab. So our hearts are calmer.. thank God
2	GrabFood orders were once made by the wrong restaurant, but it was difficult to get compensation
3	The Grab application is quite good, but I feel that sometimes updates about drivers are late, so it needs a little improvement in terms of communication
4	The Grab service is very useful when I want to shop without having to leave the house. GrabFood always offers many delicious and cheap food choices
5	Grab services are increasingly expensive and are not commensurate with the convenience they provide
6	Grab is okay for transportation needs, but some features need to be improved



-
- 7 Thank You. Very helpful for me, who ordered a Grab Bike for the first time
- 8 Uninstall Grab because the Founder & his wife support the Zionist Israel, there are still other alternative applications, so don't worry, uninstall Grab
- 9 Overall, Grab's service is quite good, although there were a few times where the driver or app experienced problems
- 10 With various payment options, including using a digital wallet, it makes it very easy for me to pay without having to carry cash
-

Pelabelan Data

Tabel 3. Tahap Pelabelan Data

Ulasan	Label
Long trips close by, lots of discounts. Alhamdulillah, especially if it's just a month old but I want to use Grab, it turns out I got a discount, wow, I'm really happy	Positif
On several occasions, the driver did not follow the app's suggested route	Negatif
Grab's features are useful, but prices are sometimes difficult to predict depending on traffic conditions	Netral
really great, no need to worry if you want to eat, no need to buy it out, just open the grab application then choose the food we want and the delivery is also fast and on time	Positif
The app frequently crashes on my phone, which is frustrating	Negatif
It's good that the price is quite low but the application often doesn't respond	Netral

Preprocessing Data

Proses preprocessing atau pra-pemrosesan teks bertujuan untuk membersihkan data ulasan sebelum dianalisis lebih lanjut. Langkah pertama yang dilakukan adalah case folding, yaitu mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar konsistensi data terjaga, misalnya kata “Alhamdulillah” dan “alhamdulillah” dianggap sama. Setelah itu, dilakukan tokenisasi, yaitu memecah kalimat menjadi bagian-bagian kata (token) agar lebih mudah diproses. Kemudian, dilakukan penghapusan tanda baca seperti titik, koma, tanda seru, dan simbol lain yang tidak memiliki makna penting dalam analisis sentimen. Selanjutnya, dilakukan proses stopword removal, yaitu menghapus kata-kata umum yang tidak membawa makna signifikan dalam analisis, seperti “the”, “is”, dan “and”, dengan menggunakan daftar stopword dari NLTK. Selain itu, hanya kata-kata yang bersifat alfanumerik yang dipertahankan untuk menghindari karakter atau simbol asing. Setelah proses tersebut, dilakukan stemming menggunakan PorterStemmer, yaitu mengubah setiap kata ke bentuk dasarnya agar variasi kata yang memiliki arti serupa (misalnya “driving”, “driver”, dan “drive”) dianggap sama. Hasil akhir dari proses ini adalah teks yang lebih bersih, ringkas, dan siap digunakan sebagai input untuk analisis sentimen menggunakan metode seperti VADER dan SVM.

Sebelum

Long trips close by, lots of discounts. Alhamdulillah, especially if it's just a month old but I want to use Grab, it turns out I got a discount, wow, I'm really happy

The app frequently crashes on my phone, which is frustrating

Sesudah

Long trips close by, lots of discounts. Alhamdulillah, especially if it's just a month old but I want to use Grab, it turns out I got a discount, wow, I'm really happy

The app frequently crashes on my phone, which is frustrating



Penerapan Metode VADER Lexicon dan SVM

Pada penelitian ini, metode VADER (Valence Aware Dictionary and sentiment Reasoner) Lexicon dan Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk analisis sentimen. VADER digunakan untuk memberikan skor sentimen awal pada data teks, sementara SVM digunakan untuk klasifikasi sentimen berdasarkan fitur yang diekstraksi.

1. Penerapan VADER lexicon

Setelah teks ulasan diproses melalui tahap pra-pemrosesan (seperti case folding, tokenisasi, stopword removal, dan stemming), langkah selanjutnya adalah menerapkan analisis sentimen menggunakan metode VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner). VADER bekerja dengan menghitung skor sentimen dari sebuah kalimat berdasarkan kamus lexicon yang telah ditentukan sebelumnya. Setiap teks yang telah diproses akan diberikan skor compound yang kemudian dikategorikan menjadi tiga kelas sentimen: positif jika nilai compound ≥ 0.05 , negatif jika ≤ -0.05 , dan netral jika berada di antara kedua nilai tersebut. Hasil klasifikasi dari VADER disimpan ke dalam kolom baru bernama VADER_PREDICTION.

2. Penerapan Support Vector Machine (SVM)

Pada tahap ini dilakukan pelatihan model machine learning menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Sebelum melatih model, data terlebih dahulu dibersihkan dari nilai kosong, dan teks ulasan diubah menjadi representasi numerik menggunakan teknik TF-IDF $\text{tfidf} = \text{TfidfVectorizer}(\text{max_features}=5000)$, yang menghasilkan vektor fitur sebanyak maksimal 5000 kata yang paling sering muncul. Data kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, menggunakan fungsi `train_test_split`. Model SVM dengan kernel linear kemudian dilatih menggunakan data latih tersebut. Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji, dan hasil evaluasinya ditampilkan menggunakan metrik classification report, yang mencakup nilai precision, recall, dan F1-score.

Kemudian, pembuatan objek model SVM Menggunakan kernel linear, yang berarti model akan mencoba mencari garis pemisah (hyperplane) yang paling optimal dalam bentuk linear untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas tertentu, seperti sentimen positif, negatif, atau netral. Kernel linear sangat cocok digunakan dalam klasifikasi teks karena data yang direpresentasikan dalam bentuk vektor (seperti TF-IDF) biasanya sudah cukup linier untuk dipisahkan tanpa perlu transformasi non-linear

Pengujian dan Hasil Metode

Pengujian bertujuan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi Grab berdasarkan ulasan dari Google Play Store.

1. Pengujian Model

Setelah objek model SVM dibuat, langkah selanjutnya adalah melatih model tersebut menggunakan data pelatihan. Pada proses ini, model mempelajari pola dari data latih, yaitu `X_train` sebagai representasi fitur (hasil dari TF-IDF) dan `y_train` sebagai label asli dari data. Model akan mencari garis pemisah terbaik yang memaksimalkan margin antar kelas.

Setelah proses pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi kelas atau sentimen pada data uji. Di sini, `X_test` adalah fitur dari data uji yang belum diketahui labelnya,



dan hasil dari prediksi tersebut disimpan dalam variabel y_{pred} . Untuk mengetahui seberapa baik kinerja model, hasil prediksi ini dibandingkan dengan label asli pada data uji y_{test} .

Fungsi `classification_report` akan menghasilkan evaluasi model dalam bentuk metrik seperti `precision`, `recall`, dan `F1-score` untuk setiap kelas, serta akurasi keseluruhan model. Untuk memperoleh metrik evaluasi tersebut, digunakan beberapa rumus sebagai berikut:

a. **Precision (Presisi)**

Presisi menunjukkan seberapa akurat prediksi positif suatu kelas.

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

Keterangan:

TP (True Positive): Prediksi benar untuk kelas tersebut.

FP (False Positive): Prediksi salah (kelas lain diprediksi sebagai kelas ini)

$$\text{Precision} = \frac{430}{430 + 7} = 0,93$$

b. **Recall (Sensitivitas)**

Recall menunjukkan seberapa baik model menemukan semua contoh aktual dari suatu kelas.

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

Keterangan:

FN (False Negative): Kasus kelas ini yang tidak terdeteksi (diprediksi sebagai kelas lain).

FN (False Positive): data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif/netral.

Pada kelas Positif:

Jika ada 437 data positif, dan 430 dikenali benar (TP), 7 salah klasifikasi (FN), maka:

$$\text{Recall} = \frac{430}{430 + 7} = 0,98$$

c. **F1-Score**

F1-Score adalah harmonic mean antara `precision` dan `recall`. Cocok untuk data tidak seimbang.

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0,98$$

Dengan `Precision` = 0.93 dan `Recall` = 0.98,

$$\text{F1} = 2 \times \frac{0,93 \times 0,98}{0,93 + 0,98} = 0,95$$

d. **Accuracy**

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Jumlah Data}}$$

- 1) $TN = \text{True Negative}$, data bukan kelas tersebut yang diprediksi benar.



2) Total data uji = 2999.

3) Dari laporan, model benar pada 86% kasus, jadi:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{2999} = 0,86$$

Laporan Klasifikasi SVM:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.49	0.43	0.46	42
Negatif	0.68	0.58	0.62	78
Netral	0.71	0.60	0.65	42
Positif	0.93	0.98	0.95	437
negatif	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.86	600
macro avg	0.56	0.52	0.54	600
weighted avg	0.85	0.86	0.85	600

Gambar 2 Laporan klasifikasi SVM

Gambar di atas merupakan laporan evaluasi SVM dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Evaluasi ini mencakup beberapa metrik utama seperti precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing kelas sentimen, serta jumlah data (support) yang dimiliki oleh setiap kelas. Dari hasil tersebut, terlihat bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan nilai precision sebesar 0.93, recall 0.98, dan f1-score 0.95. Hal ini menunjukkan bahwa hampir semua data positif berhasil dikenali dengan tepat oleh model. Jumlah data (support) pada kelas ini juga sangat dominan, yaitu sebanyak 437 data, yang menjadikan kelas positif paling besar dibanding kelas lainnya.

Sementara itu, performa model dalam mengenali sentimen netral tergolong cukup baik, dengan precision sebesar 0.71, recall 0.60, dan f1-score 0.65 dari total 42 data. Namun, untuk kelas negatif, terlihat ada ketidakkonsistenan label, yakni munculnya dua baris berbeda dengan nama "Negatif" (dengan huruf besar) dan "negatif" (dengan huruf kecil). Kedua baris ini memiliki support masingmasing 42, 78, dan 1, yang seharusnya tergabung dalam satu kelas yang sama. Hal ini menyebabkan performa model pada kelas negatif tampak tidak stabil. Sebagai contoh, precision-nya berkisar antara 0.49 hingga 0.68 dan f1-score-nya antara 0.46 hingga 0.62. Bahkan, satu data dengan label "negatif" tidak berhasil diklasifikasikan sama sekali, sehingga precision, recall, dan f1-score-nya adalah 0.

Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 0.86 atau 86%, yang berarti 86% data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun, metrik macro average (yang menghitung rata-rata tanpa memperhatikan jumlah data per kelas) menunjukkan nilai precision 0.56, recall 0.52, dan f1-score 0.54, yang cukup rendah karena adanya ketidakseimbangan distribusi data antar kelas. Sebaliknya, weighted average, yang mempertimbangkan proporsi data per kelas, menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi, masing-masing sebesar 0.85, 0.86, dan 0.85. Hal ini menandakan bahwa performa tinggi pada kelas mayoritas (positif) sangat memengaruhi hasil keseluruhan.



2. Hasil Prediksi

Jumlah total data diperoleh dengan menghitung seluruh baris dalam dataset, yaitu sebanyak 2998 data. Selanjutnya, dihitung jumlah data di mana label asli dan prediksi VADER memiliki nilai yang sama, yaitu sebanyak 2052 data. Untuk mengetahui persentase kecocokan, jumlah data yang sama tersebut dibandingkan dengan total data dengan cara membagi 2052 dengan 2998. Hasilnya menunjukkan bahwa 68.45% dari total data memiliki kesamaan antara label asli dan prediksi VADER.

Selanjutnya Jumlah total data yang memiliki kesamaan antara prediksi VADER dan prediksi SVM diperoleh dengan membandingkan kedua kolom PREDIKSI_VADER dan PREDIKSI_SVM. Setiap data yang memiliki nilai prediksi yang sama dihitung, dengan hasil sebanyak 2090 data. Untuk mendapatkan persentase kecocokan, jumlah data yang sama tersebut dibandingkan dengan jumlah total data, yaitu 2998 data, dengan cara membagi 2090 dengan 2998. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa 69.71% dari total data memiliki kesamaan antara prediksi VADER dan prediksi SVM.

Dari hasil pengujian ini, dapat disimpulkan bahwa kombinasi VADER Lexicon dan SVM efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Grab dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Namun, masih terdapat beberapa tantangan dalam menangani teks yang ambigu atau mengandung unsur sarkasme. Pengujian bertujuan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi Grab berdasarkan ulasan dari Google Play Store.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa kombinasi antara metode VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine (SVM) terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Grab di Play Store. Dalam proses ini, VADER digunakan sebagai alat awal untuk memberikan skor sentimen secara leksikal, yang kemudian dijadikan fitur masukan bagi model SVM. Dengan demikian, SVM dapat dilatih menggunakan hasil dari VADER untuk meningkatkan akurasi dan performa klasifikasi.

Dari laporan klasifikasi yang ditampilkan pada gambar, model SVM menghasilkan akurasi sebesar 0.86 atau 86%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sentimen sudah tepat. Kelas "Positif" memiliki performa tertinggi, dengan precision sebesar 0.93, recall 0.98, dan f1-score 0.95, yang menunjukkan bahwa model sangat andal dalam mengenali ulasan positif. Sementara itu, kelas lain seperti "Netral" dan "Negatif" juga menunjukkan performa yang cukup baik, meskipun nilainya lebih rendah.

Nilai macro average f1-score sebesar 0.54 menunjukkan bahwa secara rata-rata performa model untuk semua kelas belum seimbang, terutama karena adanya satu kelas (label "negatif" kecil) yang memiliki support hanya 1 dan skor 0 pada semua metrik, yang kemungkinan besar merupakan kesalahan label atau data outlier.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Ahmad Rifa'i, Ardhani, R., Pratama, D., & Fatihanursari. (2024). Analisis sentimen terhadap layanan aplikasi Grab Indonesia menggunakan metode Naïve Bayes. SENTRI: Bangga Melayani di Provinsi Maluku Utara.
- Alhaq, Z., Mustopa, A., Mulyatun, S., & Santoso, J. D. (2021). Penerapan metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen pengguna Twitter. JOISM: Journal of Information System Management, 3(1).
- Anam, M. K., Saifuddin, & Fitriah, S. N. (2020). Kontribusi pengemudi ojek online (Grab) dalam pelayanan masyarakat di Kabupaten Malang. Profit: Jurnal Administrasi dan Sosial Ekonomi, volume dan nomor perlu dilengkapi. Diakses dari <https://ejournal.unuja.ac.id/index.php/profit>
- Bhustumy, H. (2021). Analisa sentimen data text preprocessing pada data mining dengan menggunakan machine learning. Journal of Business and Audit Information Systems, 4(2), 16–22. DOI perlu ditambahkan jika tersedia.
- Chandradev, V., Suarjaya, I. M. A. D., & Bayupati, I. P. A. (2023). Analisis sentimen review hotel menggunakan metode deep learning BERT. Jurnal Buana Informatika, 14(2), 107–116. <https://doi.org/10.24002/jbi.v14i02.7244>
- Faruqi, M. A. (2021). Pemrograman Python pada citra digital (pp. 12–26). Unikom.
- Fathoni, M. F. N., Puspaningrum, E. Y., & Sihananto, A. N. (2024). Perbandingan performa labeling lexicon InSet dan VADER pada analisa sentimen Rohingya di aplikasi X dengan SVM. Jurnal Informatika dan Sains Teknologi, 1(3). <https://doi.org/10.62951/modem.v1i3.112>
- Jihad, M. A. A., Adiwijaya, & Astuti, W. (2021). Analisis sentimen terhadap ulasan film menggunakan Word2Vec dan SVM. EProceeding of Engineering, 8(4), 4136–4144.
- Manalu, D. A., & Gunadi, G. (2022). Implementasi metode data mining K-Means clustering terhadap data pembayaran transaksi menggunakan bahasa pemrograman Python pada CV Digital Dimensi. Infotech: Journal of Technology Information, 8(1), 43–54. <https://doi.org/10.37365/jti.v8i1.131>
- Manggopa, R., Rantung, V. P., Kembuan, O., & Tim Informatika Universitas Negeri Manado. (2024). Aplikasi analisis sentimen terhadap kebijakan MBKM menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berbasis web. Jurnal X, volume dan nomor perlu dilengkapi, 45–53.
- Marsudi, & Fitriani, S. (2022). Kepuasan kerja driver Grab Kota Yogyakarta terhadap kualitas pelayanan PT Grab Indonesia. Prosiding The 13th Industrial Research Workshop and National Seminar, Bandung.
- Musfikar, R., Akbar, I., Dewi, S. V., & Aziz, A. S. (2023). E-module bahasa pemrograman Java berbasis Exe-Learning. Jurnal PROCESSOR, 18(1), 1–7. <https://doi.org/10.33998/processor.2023.18.1.704>
- Mustasaruddin, M., Budianita, E., Fikry, M., & Yanto, F. (2023). Klasifikasi sentiment review aplikasi MyPertamina menggunakan word embedding FastText dan SVM (Support Vector Machine). Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON), 4(3), 526. <https://doi.org/10.30865/json.v4i3.5695>



- Nurcahyawati, V., & Mustaffa, Z. (2023). VADER Lexicon dan algoritma Support Vector Machine untuk mendeteksi orientasi sentimen pelanggan. *JISEBI*, 9(1), April. Diakses dari <http://ejournal.unair.ac.id/index.php/JISEBI>
- Nurdewi, N. (2022). Implementasi personal branding Smart ASN perwujudan. Judul jurnal atau prosiding lengkap perlu dilengkapi.
- Pratama, N. K., & Anggraeny, F. T. (2023). Deteksi lampu lalu lintas dan zebra cross menggunakan MobileNetV2 Single Shot Detector. *Jurnal Informatika Kaputama (JIK)*, 7(2).
- Raihan, M. A., & Setiawan, E. B. (2022). Aspect based sentiment analysis with FastText feature expansion and Support Vector Machine method on Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(4), 591–598. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i4.4187>
- Silitonga, Y. R. (2019). Sistem pendekripsi berita hoax di media sosial dengan teknik data mining Scikit-Learn. Judul jurnal atau prosiding lengkap perlu dilengkapi.
- Wahyudi, R., & Kusumawardhana, G. (2021). Analisis sentimen pada review aplikasi Grab di Google Play Store menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Informatika*, 8(2).