

Analisis Sentimen Aplikasi Gojek Menggunakan SVM, Random Forest dan Decision Tree

Ghanim Kanugrahan¹, Vito Hafiz Cahaya Putra², Yudi Ramdhani^{3*}

^{1,2}Informatika, Satu Univeristy

³Sistem Informasi, Satu University

e-mail: ¹ghanim.kanugrahan@univ.satu.ac.id, ²vito.putra@univ.satu.ac.id, ³yudi.ramdhani@univ.satu.ac.id

Diterima	Direvisi	Disetujui
05-12-2024	10-12-2024	13-12-2024

Abstrak - Semakin banyak orang di dunia menggunakan aplikasi seluler di smartphone yang mereka miliki lebih dari sekadar alat hiburan, tetapi juga untuk memenuhi kebutuhan sehari-hari. Hal ini telah menyebabkan munculnya aplikasi seperti Gojek, sebuah perusahaan Super-app yang menyediakan solusi transportasi dan keperluan lainnya. Namun, Gojek menghadapi persaingan dari aplikasi serupa. Dengan kompetisi yang intens, memastikan kepuasan pengguna sangat penting untuk kesuksesan aplikasi Gojek. Review di platform seperti Google Play Store memberikan data berharga bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas aplikasi dan pengalaman pengguna melalui pembaruan yang berkelanjutan. Makalah ini menganalisis kepuasan pelanggan aplikasi Gojek menggunakan pembelajaran mesin pada review pengguna dari Google Play Store yang diperoleh dari repositori data Kaggle. Dari 224.044 review awal, dataset dikurangi menjadi 65.584 review. Analisis mengungkapkan sentimen yang bervariasi, dengan kepuasan tinggi pada review bintang 5 dan keluhan umum tentang layanan yang lambat pada penilaian yang lebih rendah. Sembilan variasi model pembelajaran mesin, termasuk SVM, Random Forest, dan Decision Tree, digunakan untuk mengevaluasi data yang diterima. Algoritma SVM diidentifikasi sebagai yang paling efektif untuk klasifikasi sentimen. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma SVM adalah algoritma terbaik untuk digunakan dalam menganalisis review Gojek.

Kata Kunci: analisis sentimen, *machine learning*, aplikasi mobile

PENDAHULUAN

Dalam sepuluh tahun terakhir, perkembangan teknologi informasi telah membentuk kembali masyarakat dengan munculnya smartphone. Smartphone telah menjadi bagian penting dalam kehidupan sehari-hari kita (A'la 2022; Switrayana et al. 2023). Saat ini, orang sangat bergantung pada aplikasi yang ada di smartphone, mendorong permintaan yang kuat untuk aplikasi seluler yang dirancang dengan baik yang memenuhi kebutuhan sehari-hari. Permintaan yang meningkat ini telah menciptakan peluang ekonomi bagi para pengembang aplikasi smartphone (Nugroho et al. 2021). Di Indonesia sendiri, perkembangan teknologi aplikasi seluler telah memperluas dampaknya pada berbagai sektor, termasuk transportasi (Setiawan, Nasihien, and Masirin 2021).

Salah satu moda transportasi yang semakin populer di Indonesia dengan kemajuan aplikasi seluler adalah ojek online. Saat ini, ojek online dengan cepat menjadi favorit baru masyarakat untuk transportasi publik. Ini karena kemudahan penggunaannya dan pemesanannya. Kita dapat memesan ojek online melalui perangkat aplikasi tanpa harus mengunjungi lokasi tertentu secara

fisik (Styawati et al. 2022). Kenyamanan dan kemudahan aksesnya membuatnya semakin populer di kalangan pengguna. Salah satu aplikasi yang paling populer untuk layanan seperti ini di Indonesia adalah Gojek. Gojek adalah platform dan aplikasi seluler yang menawarkan berbagai layanan, termasuk pembayaran, logistik, pengiriman makanan, dan transportasi (Syahputra, Basyar, and Tamba 2020). Meskipun Gojek adalah salah satu aplikasi terkemuka untuk layanan transportasi dan barang, ia juga memiliki beberapa pesaing seperti Grab dan Maxim (Styawati et al. 2022). Untuk menjadikannya pilihan utama di antara pelanggan, Gojek memprioritaskan kepuasan pelanggan. Pelanggan yang tidak puas dengan layanan mungkin tidak lagi menggunakan aplikasi tersebut, dan kemudian membagikan pengalaman negatif mereka kepada orang lain. Ini menimbulkan risiko besar bagi penyedia layanan (Molinillo et al. 2020; Santos-Vijande et al. 2022). Langkah tersebut juga dinilai sangat penting bagi Gojek untuk memastikan perusahaannya tetap berjalan.

Untuk mempertahankan kualitas aplikasi dan meningkatkan retensi serta kepuasan pengguna, pengembang Gojek harus terus memperbarui produk mereka untuk memperbaiki bug, meningkatkan

antarmuka, beradaptasi dengan pembaruan sistem, dan menambahkan fitur baru (Li et al. 2020). Memahami keinginan dan harapan pengguna akhir sangat penting dalam proses pembaruan yang berkelanjutan, memerlukan kerja yang signifikan. Salah satu cara termudah untuk mengidentifikasinya adalah dengan menggunakan review aplikasi di Google Play Store (Rizkya, Rianto, and Gufroni 2023). Pelanggan Google Play Store dapat memberikan review teks dan penilaian bintang untuk aplikasi yang mereka miliki, yang meningkatkan nilai pelanggan sebagai pemangku kepentingan. Ulasan pengguna membantu meningkatkan kualitas aplikasi melalui pemeliharaan dan analisis yang sesuai. Proses ini dikenal sebagai analisis sentimen.

Ada beberapa pendekatan untuk analisis sentimen, yang paling populer digunakan dalam penelitian adalah pembelajaran mesin untuk menganalisis sentimen. Peneliti sering menggunakan emosi pengguna untuk membuat algoritma yang mengklasifikasikan data sentimen teks ke dalam kategori tertentu untuk berbagai tujuan (Das and Singh 2023). Selain itu, metodologi berbeda seperti analisis distribusi kata juga digunakan untuk memberikan wawasan melalui visualisasi data (Ranjan and Mishra 2020; Trivedi and Singh 2021). Dengan menggunakan pendekatan visualisasi ini, kita dapat memiliki pemahaman yang lebih mendalam tentang aspek yang memengaruhi opini pengguna tentang domain tertentu.

Studi ini menganalisis pandangan pengguna Gojek menggunakan analisis sentimen dan teknik pembelajaran mesin. Komponen analisis sentimen menggunakan visualisasi data untuk memberikan wawasan tentang tren sentimen umum dan distribusi untuk subjek atau elemen tertentu dalam review Google Play Store. Dengan menggunakan visualisasi ini, kita dapat memiliki pemahaman yang lebih baik tentang sentimen pengguna Gojek. Selain itu, studi ini juga menggunakan pendekatan pembelajaran mesin untuk menganalisis model yang dibuat oleh opini pengguna berdasarkan data review Kaggle. Penelitian ini bertujuan untuk berkontribusi pada upaya berkelanjutan pengembang dan penyedia layanan untuk meningkatkan pengalaman pengguna.

Analisis sentimen adalah teknik untuk menganalisis jumlah besar data tidak terstruktur, termasuk data berbentuk teks. Pendekatan ini biasanya digunakan untuk mengekstrak informasi dari berbagai sumber, seperti proyeksi pasar dan riset media sosial. Ketika jumlah pengguna sebuah aplikasi atau produk meningkat, komentar atau *review* pengguna dari aplikasi tersebut menjadi lebih berharga dan dapat digunakan sebagai sumber data analisis sentimen. Oleh karena itu, Analisis Sentimen dapat digunakan untuk melakukan analisis tambahan.

Analisis sentimen bukanlah topik penelitian baru. Bahkan, topik tersebut merupakan salah satu topik yang paling banyak dipelajari. Studi terbaru

juga telah fokus menerapkannya pada platform tertentu. Pada tahun 2021, Rahmatulloh et al. (Rahmatulloh et al. 2021) menulis makalah penelitian mengenai analisis sentimen untuk perusahaan Gojek dan Grab menggunakan data yang diperoleh dari Twitter. Dalam studi yang mereka lakukan, teknik Net Brand Reputation (NBR) digunakan dengan algoritma klasifikasi Naïve Bayes. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu 99,80% untuk Gojek dan 99,90% untuk Grab. Penelitian tersebut juga menemukan bahwa ada lebih banyak sentimen negatif daripada positif untuk kedua layanan tersebut. Dalam kedua layanan tersebut, opini negatif terdiri dari kritik terhadap pengemudi dan perusahaan. Hasil ini juga menunjukkan ketidakpuasan konsumen terhadap aspek-aspek tertentu dari layanan Ojek Online.

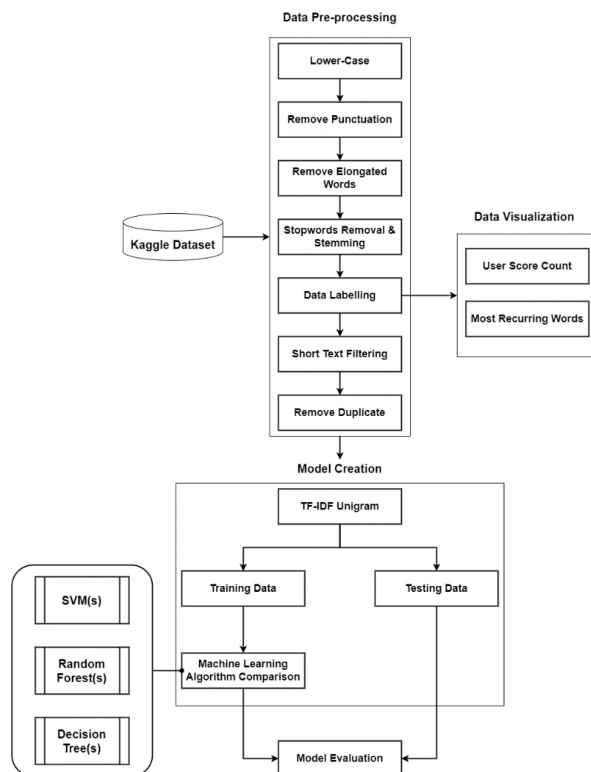
Kemudian, pada tahun 2022, A'la (A'la 2022) melakukan penelitian mengenai analisis sentimen untuk aplikasi MyPertamina di Google Play Store. Dalam penelitiannya, teknik-teknik seperti pengumpulan data, pra-proses, ekstraksi fitur, representasi teks TF-IDF, dan pemodelan *machine learning* digunakan. Penelitian ini menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes (Multinomial NB) dan Linear Support Vector Classification (Linear SVC) untuk membuat model, keduanya menunjukkan kinerja yang kuat dengan akurasi masing-masing 96% dan 95%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model-model tersebut efektif untuk tugas analisis sentimen.

Penelitian lain oleh Hermanto et al. (Hermanto et al. 2020) bertujuan untuk mengukur efektivitas analisis *review* pengguna untuk aplikasi Gojek dan Grab menggunakan teknik klasifikasi *machine learning*, yaitu algoritma Naïve Bayes dan SVM dengan SMOTE. Hasil dari studi ini menunjukkan bahwa akurasi analisis sentimen untuk Gojek dari model yang digunakan dalam studi ini mencapai 81,09% dengan AUC sebesar 0,922, sedangkan Grab memperoleh akurasi 73,20% dengan AUC sebesar 0,848. Studi ini menyimpulkan bahwa penggunaan teknik SVM Smote meningkatkan akurasi yang dihasilkan oleh model *machine learning*, yang menawarkan solusi potensial untuk analisis sentimen dalam *review* aplikasi Ojek online.

Dari penelitian sebelumnya yang disebutkan dalam penelitian ini, kita dapat menyimpulkan betapa pentingnya Google Play Store untuk mengetahui sentimen publik untuk berbagai layanan aplikasi. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini memeriksa sentimen di berbagai versi aplikasi Gojek yang dapat diakses di Google Play Store. Dengan melakukan visualisasi data dan pendekatan *supervised machine learning*, kami bertujuan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang opini dan persepsi pengguna mengenai berbagai versi aplikasi Gojek.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini akan menggunakan analisis sentimen dan pendekatan *machine learning*. Dataset diunduh dari repositori publik Kaggle yang berisi review pelanggan Gojek di Google Play Store. Penelitian yang diusulkan dalam studi ini melibatkan beberapa langkah kunci. Langkah-langkah tersebut adalah pengumpulan data, pre-processing data, ekstraksi fitur, visualisasi data, pemodelan *machine learning*, serta evaluasi dan validasi. Langkah-langkah tersebut dapat divisualisasikan dalam Gambar 1.



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 1. Kerangka Penelitian

1. Pengumpulan Data

Dataset untuk studi ini diperoleh dari dataset publik Kaggle. Dataset tersebut berisi 225.044 review untuk aplikasi Gojek versi 4.0.0 hingga versi 4.9.3. Dataset ini juga terdiri dari 5 kolom. Kolom-kolom tersebut adalah *userName*, *content*, *score*, *at*, dan *appVersion*. Rincian dataset tersebut dapat dijelaskan dalam Tabel 1:

Tabel 1. *Dataset* yang Didapatkan

<i>UserName</i>	<i>content</i>	<i>score</i>	<i>at</i>	<i>App Version</i>
Yuga Edit	Akun gopay saya diblok	1	2022-01-21	4.9.3
ff buruk	Lambat sekali ini bosssku	3	2021-11-30	4.9.3

Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)

2. Pembersihan Data

Setelah pengumpulan data, kami menggunakan berbagai teknik pre-processing. Langkah-langkah ini sangat penting untuk mencegah bias dalam data untuk analisis lebih lanjut. Teknik-teknik ini dijelaskan di bawah ini:

- Lower Case

Langkah ini mengubah kata-kata dalam dataset menjadi huruf kecil semua. Misalnya, “AplikasiNya Bagussss!!1!” akan menjadi “aplikasinya bagussss!!1!”.

- Remove Punctuation

Langkah ini menghapus tanda baca dalam dataset. Misalnya, “aplikasinya bagussss!!1!” akan menjadi “aplikasinya bagussss1”.

- Remove Elongated Words

Langkah ini menghapus karakter yang berulang dalam kata, membuat data lebih mendekati bentuk aslinya. Misalnya, “aplikasinya bagussss!!1!” akan menjadi “aplikasinya bagus1”.

- Stopwords Removal dan Stemming

Stopwords Removal menghapus stopwords Bahasa Indonesia dalam dataset. Kemudian, Stemming mengurangi kata-kata menjadi bentuk akar atau dasar mereka. Untuk kesederhanaan, proses ini menggunakan pustaka Sastrawi. Misalnya, “aplikasinya bagussss!!1!” akan menjadi “aplikasi bagus1”.

- Data Labelling

Langkah ini melibatkan keterlibatan manusia untuk menentukan sentimen yang diungkapkan oleh pengguna. Untuk menyederhanakan proses pelabelan, kami menggunakan kolom “score” dalam dataset kami sebagai referensi. Skor review pengguna dari 4 hingga 5 dianggap sebagai review positif, sementara skor dari 1 hingga 3 dianggap sebagai review negatif. Pendekatan ini dipilih setelah menganalisis data dan mengamati korelasi antara skor dan sentimen. Misalnya, dalam Tabel 1, pengguna “ff buruk” memberikan skor 3. Setelah meninjau lebih lanjut data, terungkap bahwa sentimen dengan skor 1 hingga 3 cenderung negatif daripada positif. Ini menunjukkan bagaimana kolom skor mungkin merupakan ukuran sentimen yang valid dalam dataset kami.

- Short Text Filtering

Setelah melakukan langkah-langkah sebelumnya, ada banyak dataset yang memiliki nilai NaN (Not a Number) atau nilai kosong. Ini disebabkan oleh kolom konten yang memiliki kata-kata pendek seperti ‘ok’, ‘top’, atau bahkan tidak memiliki nilai sama sekali.

- Remove Duplicate

Langkah ini menghapus entri duplikat dari dataset untuk memastikan kualitas data, mencegah bias, dan mengoptimalkan sumber daya komputasi.

3. Penambahan Fitur

Setelah *pre-processing* data, lebih banyak fitur ditambahkan ke dalam *dataset*. Fitur yang ditambahkan adalah hitungan kata, yang menunjukkan berapa banyak kata dalam kolom konten. Penambahan hitungan kata ini terinspirasi oleh studi yang menunjukkan hubungan antara emosi dan panjang sentimen. Studi menunjukkan bahwa kalimat yang lebih pendek dengan jumlah kata yang lebih sedikit cenderung memiliki emosi yang lebih intens, baik untuk sentimen positif maupun negatif, seperti yang disarankan oleh Wang, dkk (Wang et al., 2021). Dengan demikian, *dataset* akhir dapat dijelaskan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Fitur Akhir untuk *Dataset*

<i>UserName</i>	<i>content</i>	<i>word_count</i>	<i>label</i>
Yuga Edit	Akun gopay saya diblok	1	0
ff burik	Lambat sekali ini bosssku	3	0

Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)

4. Visualisasi Data

Untuk mendapatkan wawasan lebih dalam mengenai dataset kepuasan pelanggan Gojek, kami bermaksud untuk memvisualisasikan dua topik utama: distribusi skor pengguna dan kata-kata yang paling sering muncul di setiap skor yang diberikan oleh pelanggan. Dengan melihat distribusi skor yang diberikan oleh pelanggan dan kata-kata yang paling umum disebutkan di setiap skor, kami ingin mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi opini pelanggan tentang aplikasi Gojek. Analisis ini akan memberikan informasi berharga bagi Gojek untuk meningkatkan pengalaman pengguna dan mengoptimalkan kualitas layanan mereka, yang pada gilirannya dapat membuat pelanggan tetap loyal terhadap layanan mereka.

5. Evaluasi Pembuatan Model

Untuk membuat model, ada beberapa hal yang perlu dipertimbangkan. Salah satunya adalah duplikasi data dan ketidakseimbangan data. Untuk mengatasi masalah ini, kami menghapus duplikasi data dari dataset yang digunakan dalam proses Analisis Sentimen. Kemudian, untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data, kami menggunakan SMOTE. Dengan menggunakan SMOTE, dataset dengan jumlah instance yang lebih sedikit akan digandakan untuk mencocokkan jumlah dataset dengan instance yang lebih banyak.

Setelah data diterapkan menggunakan SMOTE, dataset kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Distribusi data tersebut adalah 80:20, yang berarti 80% untuk melatih model dan 20% untuk menguji model. Setelah itu, kami menggunakan metode ekstraksi

fitur TF-IDF untuk mengekstrak fitur dari data teks. Proses ini akan menghitung seberapa sering sebuah kata muncul dalam dokumen dan kelangkaannya secara keseluruhan di seluruh dataset.

Untuk studi ini, kami menggunakan ekstraksi fitur unigram. Selain itu, kami menggunakan StandardScaler untuk menormalkan kolom *word_count*. StandardScaler akan menskalakan nilai dalam fitur *word_count* ke dalam rentang antara -1 dan 1. Proses ini akan memastikan nilai tersebut tidak mempengaruhi dataset yang diproses secara signifikan. Kemudian, kami melatih dataset menggunakan 3 algoritma pembelajaran mesin. Algoritma-algoritma ini adalah Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Decision Tree.

6. Evaluasi Model

Untuk membuat model, ada beberapa hal yang perlu dipertimbangkan. Salah satunya adalah duplikasi data dan ketidakseimbangan data. Untuk mengatasi masalah ini, kami menghapus duplikasi data dari dataset yang digunakan dalam proses Analisis Sentimen. Kemudian, untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data, kami menggunakan SMOTE. Dengan menggunakan SMOTE, dataset dengan jumlah instance yang lebih sedikit akan digandakan untuk mencocokkan jumlah dataset dengan instance yang lebih banyak.

Setelah SMOTE diaplikasikan ke dataset, dataset tersebut kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Distribusi data tersebut adalah 80:20, yang berarti 80% untuk melatih model dan 20% untuk menguji model. Setelah itu, kami menggunakan metode ekstraksi fitur TF-IDF untuk mengekstrak fitur dari data teks. Proses ini akan menghitung seberapa sering sebuah kata muncul dalam dokumen dan kelangkaannya secara keseluruhan di seluruh dataset.

Untuk studi ini, kami menggunakan ekstraksi fitur unigram. Selain itu, kami menggunakan StandardScaler untuk menormalkan kolom *word_count*. StandardScaler akan menskalakan nilai dalam fitur *word_count* ke dalam rentang antara -1 dan 1. Proses ini akan memastikan nilai tersebut tidak mempengaruhi dataset yang diproses secara signifikan. Kemudian, kami melatih dataset menggunakan 3 algoritma pembelajaran mesin. Algoritma-algoritma ini adalah Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Decision Tree. Kemudian, ketiga algoritma tersebut dapat dideskripsikan sebagai berikut:

- SVM (Support Vector Machine) Metode pembelajaran mesin yang menghitung distribusi data yang disajikan. Kemudian, SVM menggambar batas untuk memisahkan

data yang disajikan menjadi satu kelompok dengan kelompok lainnya. Dalam studi ini, kami menggunakan 3 hiperparameter yang berbeda untuk membuat model, yaitu:

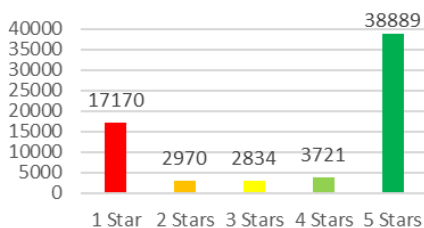
- a. SVM dengan Kernel Linear (SV-1).
 - b. SVM dengan Polinomial Kernel (SV-2).
 - c. SVM dengan RBF Kernel (SV-3).
- Random Forest adalah metode pembelajaran mesin yang menggabungkan beberapa decision tree. Kemudian, jawaban yang paling sering muncul dari decision tree tersebut akan ditentukan sebagai jawaban yang benar. Dalam studi ini, kami akan menggunakan 3 hiperparameter yang berbeda untuk membuat model, yaitu:
 - a. Random Forest dengan $n_estimator = 100$ (RT-1).
 - b. Random Forest dengan $n_estimator = 150$ (RT-2).
 - c. Random Forest dengan $n_estimator = 200$ (RT-3).
 - Decision Tree adalah metode pembelajaran mesin yang membagi dataset berdasarkan fitur. Dalam studi ini, kami akan menggunakan 3 hiperparameter yang berbeda untuk membuat model, yaitu:
 - a. Decision Tree dengan $max_depth = 3$ (DT-01).
 - b. Decision Tree dengan $max_depth = 6$ (DT-02).
 - c. Decision Tree tanpa max_depth (DT-03).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan pertama adalah melakukan pembersihan dataset. Dataset awal yang didapatkan berjumlah 224.044 data. Selanjutnya, dataset dibersihkan dengan proses yang dimulai dari melakukan Lower-Case, hingga proses Short Text Filtering. Melalui proses tersebut, datasetnya berkurang menjadi 65.584 data. Dataset inilah yang diproses dalam penelitian ini.

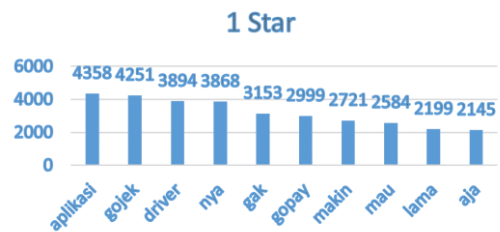
1. Analisis Sentimen

Pada bagian ini, kita akan melihat distribusi review pengguna. Data akan dibagi menjadi 1 hingga 5, yang menggambarkan berapa banyak penilaian bintang yang diberikan pengguna kepada aplikasi. Hasilnya dapat dijelaskan dalam Gambar 2.

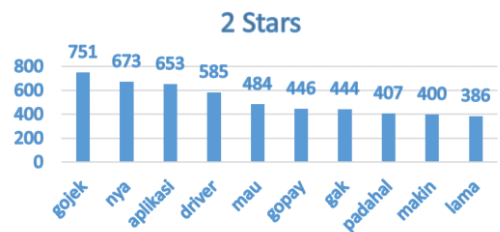


Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 2. Persebaran Data Berdasarkan Bintang

Gambar 2 menunjukkan distribusi penilaian pengguna dari 65.584 data *review* untuk aplikasi Gojek. Dari jumlah tersebut, 17.170 *review* (26%) adalah 1 bintang, menunjukkan ketidakpuasan tinggi, sedangkan 2.970 *review* (4,5%) adalah 2 bintang, dan 2.834 *review* (4,3%) adalah 3 bintang, yang masing-masing menunjukkan tingkat ketidakpuasan yang lebih ringan. Sebaliknya, 3.721 *review* (5,6%) mendapat 4 bintang, menunjukkan kepuasan tinggi, dan 38.889 *review* (59%) mendapat 5 bintang, menunjukkan kepuasan yang sangat tinggi. Meskipun aplikasi Gojek umumnya diterima dengan baik, masih ada area yang perlu perbaikan. Analisis lebih lanjut akan dilakukan pada data sentimen di Gambar 3 hingga Gambar 7, yang memvisualisasikan kata-kata yang sering muncul untuk setiap kategori bintang.



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 3. Distribusi *Review* dengan 1 Bintang



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 4. Distribusi *Review* dengan 2 Bintang



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 5. Distribusi *Review* dengan 3 Bintang



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 6. Distribusi *Review* dengan 4 Bintang



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 7. Distribusi Review dengan 5 Bintang

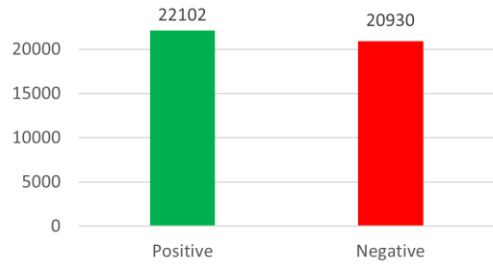
Pada Gambar 3 hingga Gambar 7, kita dapat melihat distribusi penilaian pengguna untuk aplikasi Gojek berdasarkan penilaian bintang yang diberikan. Distribusi ini menunjukkan berbagai pengalaman pengguna, dari kekecewaan hingga apresiasi tinggi. Dari distribusi review pengguna dengan 1, 2, dan 3 bintang, seperti yang ditunjukkan pada Gambar III hingga Gambar V, pengguna Gojek sering kali mengungkapkan frustrasi dan ketidakpuasan. Kesimpulan ini dapat dilihat dari seringnya muncul kata 'lama', sebagai salah satu kata yang paling umum muncul dalam penilaian pengguna ini. Banyak pendapat pengguna yang menyebutkan bahwa mereka harus menunggu terlalu lama untuk pengemudi, atau pengantaran makanan yang lambat. Berdasarkan analisis ini, kami mengategorikan penilaian 3 bintang sebagai cenderung ke arah sentimen negatif. Sentimen ini menunjukkan area di mana Gojek dapat meningkatkan layanan mereka.

Di sisi lain, review 4 dan 5 bintang sebagian besar terdiri dari nilai positif, menampilkan apresiasi pengguna terhadap fungsi aplikasi. Beberapa di antaranya menyebutkan pengemudi yang membantu, dan kualitas layanan secara keseluruhan. Sentimen ini menunjukkan kekuatan yang dimiliki Gojek dibandingkan dengan pesaing lainnya.

2. Pemodelan Machine Learning

Bagian ini menyajikan hasil analisis kami dan evaluasi model yang diusulkan. Pertama-tama, kami akan melanjutkan langkah-langkah pra-pemrosesan dengan membagi dataset menjadi dua sentimen pengguna, yaitu label 'positif' dan 'negatif'. Pengguna dengan penilaian bintang 4-5 akan secara otomatis diberi label 'positif', sementara di sisi lain, 1-3 bintang akan secara otomatis diberi label 'negatif'. Proses ini dilakukan untuk mengurangi proses penelitian.

Setelah itu, kami memprediksi bahwa akan ada data duplikat dan data kosong. Jadi, kami menggunakan teknik Hapus Duplikat untuk menghapus data-data tersebut. Setelah kami menerapkan teknik Hapus Duplikat, distribusi data dapat digambarkan pada Gambar 8.



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 8. Distribusi Data Sentimen

Pada Gambar 8, terdapat 22.102 review pengguna yang diklasifikasikan sebagai sentimen positif. Di sisi lain, terdapat 20.930 review pengguna yang diklasifikasikan sebagai sentimen negatif. Distribusi ini menunjukkan bahwa review dengan sentimen positif sedikit lebih banyak dibandingkan review dengan sentimen negatif dengan persentase 51,36% dibandingkan 48,64%. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kecil ini dan meningkatkan kinerja model pembelajaran mesin, studi ini menggunakan teknik SMOTE.

Dari dataset yang telah dibersihkan, kami membuat 9 pipeline berbeda untuk memproses dataset yang sudah dilakukan pre-processing menggunakan algoritma pembelajaran mesin yang digunakan dalam studi ini, yaitu SV-1, SV-2, SV-3, RF-1, RF-2, RF-3, DT-1, DT-2, dan DT-3. Dari data yang diproses menggunakan algoritma tersebut, kami mengevaluasi hasilnya menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1. Hasil dari proses tersebut dapat dilihat dalam Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

	Metrics			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SV-1	87.64%	87.71%	87.46%	87.62%
SV-2	80.19%	83.02%	80.19%	79.63%
SV-3	87.72%	87.89%	87.72%	87.69%
RF-1	84.50%	85.19%	84.49%	84.30%
RF-2	84.46%	85.21%	84.51%	84.37%
RF-3	84.48%	85.21%	84.53%	84.41%
DT-1	74.19%	74.77%	74.19%	74.12%
DT-2	77.28%	77.77%	77.28%	74.12%
DT-3	78.25%	78.27%	78.25%	78.23%

Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)

Tabel 3 menunjukkan bahwa SVM-3 dengan kernel Radial Basis Function mencapai akurasi tertinggi sebesar 87,72%, mengungguli model machine learning lainnya. SVM-1 dengan kernel Linear mengikuti dengan akurasi 87,64%, menjadikannya alternatif yang layak. SVM-2 dengan kernel Polynomial menunjukkan performa terburuk di antara model SVM, dengan akurasi 80,19% dan kecenderungan bias terhadap sentimen tertentu. Model Random Forest (RF-1, RF-2, RF-3)

menunjukkan kinerja konsisten dengan akurasi sekitar 84,50%, terlepas dari jumlah estimator. Model Decision Tree menunjukkan performa bervariasi, dengan DT-3 (200 estimator) mencapai akurasi tertinggi 78,25%, dan DT-1 (100 estimator) terendah di 74,19%. Secara keseluruhan, algoritma SVM umumnya memberikan hasil terbaik, diikuti oleh Random Forest, sementara Decision Tree adalah algoritma yang paling tidak efektif dalam mengenali sentimen berdasarkan *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini.

KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis kepuasan pengguna aplikasi Gojek dari *review* Google Playstore dengan menggunakan analisis sentimen dan *machine learning*. Setelah pra-pemrosesan, *dataset* dikurangi dari 224.044 menjadi 65.584 *review*. Hasil menunjukkan bahwa sebagian besar *review* adalah 5 bintang (60% sangat puas), sementara 26% adalah 1 bintang (tidak puas). Analisis kata menunjukkan ketidakpuasan sering terkait dengan keterlambatan layanan.

Sembilan model *machine learning* dievaluasi, dengan SVM-1 dan SVM-3 menunjukkan performa terbaik dengan akurasi lebih dari 87%. SVM-2 menunjukkan potensi bias terhadap satu kelas sentimen. Model Random Forest menunjukkan konsistensi dengan akurasi sekitar 84,50%, sementara model Decision Tree kurang efektif, meskipun DT-3 tanpa kedalaman maksimum mencapai akurasi 78,25%. SVM-1 dan SVM-3 terbukti paling efektif dalam klasifikasi sentimen, memberikan akurasi tinggi dan kinerja seimbang.

REFERENSI

- A'la, F. Y. (2022). Indonesian Sentiment Analysis towards MyPertamina Application Reviews by Utilizing Machine Learning Algorithms. *Journal of Informatics Information System Software Engineering and Applications (INISTA)*, 5(1), 80–91. <https://doi.org/10.20895/inista.v5i1.838>
- Das, R., & Singh, T. D. (2023). Multimodal sentiment analysis: a survey of methods, trends, and challenges. *ACM Computing Surveys*, 55(13s), 1–38.
- Hermanto, Kuntoro, A. Y., Asra, T., Pratama, E. B., Effendi, L., & Ocanitra, R. (2020). Gojek and Grab User Sentiment Analysis on Google Play Using Naive Bayes Algorithm and Support Vector Machine Based Smote Technique. *Journal of Physics: Conference Series*, 1641(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1641/1/012102>
- Li, X., Zhang, B., Zhang, Z., & Stefanidis, K. (2020). A sentiment-statistical approach for identifying problematic mobile app updates

- based on user reviews. *Information (Switzerland)*, 11(3). <https://doi.org/10.3390/info11030152>
- Molinillo, S., Navarro-García, A., Anaya-Sánchez, R., & Japutra, A. (2020). The impact of affective and cognitive app experiences on loyalty towards retailers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 54, 101948.
- Nugroho, K. S., Sukmadewa, A. Y., Wuswilahaken DW, H., Bachtiar, F. A., & Yudistira, N. (2021). BERT fine-tuning for sentiment analysis on Indonesian mobile apps reviews. *Proceedings of the 6th International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology*, 258–264.
- Rahmatulloh, A., Shofa, R. N., Darmawan, I., & Ardiansah. (2021). Sentiment Analysis of Ojek Online User Satisfaction Based on the Naïve Bayes and Net Brand Reputation Method. *2021 9th International Conference on Information and Communication Technology, ICoICT 2021*, 337–341. <https://doi.org/10.1109/ICoICT52021.2021.9527466>
- Ranjan, S., & Mishra, S. (2020). Comparative sentiment analysis of app reviews. *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, 1–7.
- Rizkya, A. T., Rianto, R., & Gufroni, A. I. (2023). Implementation of the Naive Bayes Classifier for Sentiment Analysis of Shopee E-Commerce Application Review Data on the Google Play Store. *International Journal of Applied Information Systems and Informatics (JAISI)*, 1(1).
- Santos-Vijande, M. L., Gómez-Rico, M., Molina-Collado, A., & Davison, R. M. (2022). Building user engagement to mhealth apps from a learning perspective: Relationships among functional, emotional and social drivers of user value. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 66, 102956.
- Setiawan, M. I., Nasihien, R. D., & Masirin, M. I. M. (2021). Development of emobility mobile APP based on geographic information systems: Integrating public transportation, regional GDP, regional government budget revenues and expenditures (APBD) in Indonesia. *International Journal of EBusiness and EGovernment Studies*, 13(1), 220–238.
- Styawati, S., Nurkholis, A., Aldino, A. A., Samsugi, S., Suryati, E., & Cahyono, R. P. (2022). Sentiment analysis on online transportation reviews using Word2Vec text embedding model feature extraction and support vector machine (SVM) algorithm. *2021 International Seminar on Machine Learning, Optimization, and Data Science (ISMODE)*, 163–167.

- Switrayana, I. N., Ashadi, D., Hairani, H., & Aminuddin, A. (2023). Sentiment Analysis and Topic Modeling of Kitabisa Applications using Support Vector Machine (SVM) and Smote-Tomek Links Methods. *International Journal of Engineering and Computer Science Applications (IJECSA)*, 2(2), 81–91.
- Syahputra, H., Basyar, L. K., & Tamba, A. A. S. (2020). Setiment analysis of public opinion on the go-jek indonesia through twitter using algorithm support vector machine. *Journal of Physics: Conference Series*, 1462(1), 012063.
- Trivedi, S. K., & Singh, A. (2021). Twitter sentiment analysis of app based online food delivery companies. *Global Knowledge, Memory and Communication*, 70(8/9), 891–910.
- Wang, Y., Huang, G., Li, J., Li, H., Zhou, Y., & Jiang, H. (2021). Refined global word embeddings based on sentiment concept for sentiment analysis. *Ieee Access*, 9, 37075–37085.