

SENTIMENT ANALYSIS OF GOJEK, GRAB, AND MAXIM APPLICATIONS USING SUPPORT VECTOR MACHINE ALGORITHM

ANALISIS SENTIMEN APLIKASI GOJEK, GRAB, DAN MAXIM MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE

Muhammad Iqrom¹, M. Afdal², Rice Novita³, Medyantiwi Rahmawita⁴, Tengku Khairil Ahsyar⁵
^{1,2,3,4} Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Jl. HR. Soebrantas No. 155 Km. 15, Panam
email: 12150311345@students.uin-suska.ac.id¹, m.afdal@uin-suska.ac.id², rice.novita@uin-suska.ac.id³,
medyantiwi.rahmawita@uin-suska.ac.id⁴, tengkukhairil@uin-suska.ac.id⁵

Abstract - This research analyzes user sentiment towards three major online transportation applications in Indonesia—Gojek, Grab, and Maxim using the SVM algorithm. The analysis results indicate that Maxim has the highest positive sentiment rate (42.45%) compared to Grab (32.83%) and Gojek (20.21%). Maxim's advantages lie in its competitive pricing and driver professionalism. However, Gojek recorded the best performance in sentiment classification with an accuracy of 94%, followed by Maxim (90%) and Grab (87%). The evaluation based on five main variables (general sentiment, drivers, services, applications, and pricing/costs) reveals the strengths of each application in different categories. Maxim excels in general sentiment and driver satisfaction, Grab dominates in pricing/cost, and Gojek stands out in the application category. Wordcloud visualization reveals frequently mentioned words such as "driver," "application," and "order," reflecting users' primary concerns and experiences. This research provides valuable insights for online transportation service providers to improve service quality, although it has limitations in exploring external factors such as user demographics and marketing strategies, as well as relying on a single algorithm without comparison. The choice of the SVM algorithm is based on its ability to handle well-structured data and provide high accuracy in classification. SVM is effective in finding the optimal hyperplane that clearly separates data classes, making it suitable for sentiment analysis involving multiple variables.

Keywords - Sentiment Analysis, Online Transportation, User Reviews, Support Vector Machine.

Abstrak - Penelitian ini menganalisis sentimen pengguna terhadap tiga aplikasi transportasi online utama di Indonesia - Gojek, Grab, dan Maxim - menggunakan algoritma SVM. Hasil analisis menunjukkan bahwa Maxim memiliki tingkat sentimen positif tertinggi (42,45%) dibandingkan Grab (32,83%) dan Gojek (20,21%). Keunggulan Maxim terletak pada harga kompetitif dan profesionalisme pengemudi. Namun, Gojek mencatatkan performa terbaik dalam klasifikasi sentimen dengan akurasi mencapai 94%, diikuti oleh Maxim (90%) dan Grab (87%). Evaluasi berdasarkan lima variabel utama (sentimen umum, pengemudi, layanan, aplikasi, dan harga/biaya) mengungkapkan keunggulan masing-masing aplikasi di kategori yang berbeda. Maxim unggul dalam sentimen umum dan pengemudi, Grab dominan dalam harga/biaya, dan Gojek menonjol dalam kategori aplikasi. Visualisasi word cloud mengungkapkan kata-kata yang sering disebutkan seperti "pengemudi," "aplikasi," dan "pesanan," mencerminkan perhatian dan pengalaman utama pengguna. Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi penyedia layanan transportasi online untuk meningkatkan kualitas layanan, meskipun memiliki keterbatasan dalam mengeksplorasi faktor eksternal seperti demografi pengguna dan strategi pemasaran, serta hanya menggunakan satu algoritma tanpa perbandingan. Pemilihan algoritma SVM didasarkan pada kemampuannya untuk menangani data yang tidak terstruktur dengan baik dan memberikan akurasi tinggi dalam klasifikasi. SVM efektif dalam menemukan hyperplane optimal yang memisahkan kelas-kelas data dengan jelas, sehingga cocok untuk analisis sentimen yang melibatkan banyak variabel.

Kata Kunci – Analisis Sentimen, Ulasan Pengguna, Transportasi Online, Support Vector Machine.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi telah membawa transformasi besar dalam industri ojek di Indonesia, mengubah cara masyarakat mengakses layanan transportasi. Sebelum era digital, penumpang harus mencari ojek secara langsung di jalan atau di pangkalan resmi, yang sering kali memakan waktu. Namun, dengan adanya internet dan aplikasi mobile, layanan ojek kini dapat dipesan secara online. Hal ini memberikan kemudahan bagi pengguna untuk memesan kendaraan kapan saja dan di mana saja, tanpa harus melakukan interaksi langsung. Menurut laporan *We Are Social* tahun 2023, penetrasi internet di Indonesia telah mencapai 77% dari total populasi, yang menjadi salah satu faktor utama keberhasilan platform ojek online [1]. Layanan ojek online tidak hanya terbatas pada pengantaran penumpang, tetapi juga telah berkembang mencakup layanan pengantaran makanan dan barang. Berdasarkan data dari *Statista*, sektor transportasi online di Indonesia menghasilkan pendapatan sebesar USD 5,2 miliar pada tahun 2022, dengan layanan pengantaran makanan menyumbang lebih dari 50% dari total pendapatan [2]. Selain itu, teknologi GPS yang digunakan dalam aplikasi memungkinkan pengguna melacak keberadaan pengemudi secara real-time, memberikan kepastian mengenai jarak dan waktu kedatangan. Hal ini tidak hanya meningkatkan efisiensi layanan, tetapi juga menciptakan peluang ekonomi baru bagi pengemudi, lebih dari 2 juta mitra pengemudi terdaftar di Gojek dan Grab pada 2022 [3].

Gojek, yang diluncurkan pada tahun 2010, dengan cepat menjadi pelopor dalam industri ojek online dengan memperluas layanannya ke pengantaran makanan, logistik, dan pembayaran digital. Grab menyusul pada tahun 2014 dengan fokus pada kenyamanan pelanggan dan strategi pemasaran yang agresif, sementara Maxim, yang mulai beroperasi pada tahun 2018, menawarkan harga kompetitif dan beragam layanan [1]. Persaingan antara ketiga platform ini mendorong inovasi dan meningkatkan kualitas layanan, memberikan manfaat bagi konsumen melalui harga yang lebih baik dan pengalaman pengguna yang lebih baik. Rivalitas ini menyoroti dinamika sektor transportasi online dan pentingnya memahami preferensi serta tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi-aplikasi tersebut [4]. Akibat dari persaingan antara aplikasi transportasi online, banyak masyarakat Indonesia yang menyampaikan pendapat serta protes melalui penilaian di Google Play Store. Penelitian ini sangat penting karena tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi transportasi online tidak hanya mencerminkan kualitas layanan, tetapi juga berperan sebagai indikator utama untuk keberlanjutan bisnis penyedia layanan. Data ulasan yang dianalisis dapat membantu penyedia layanan memahami kebutuhan pengguna secara lebih mendalam dan merancang strategi inovatif untuk meningkatkan pengalaman pengguna [5]. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi landasan bagi pengambil kebijakan dalam merancang regulasi yang mendukung keseimbangan antara kepentingan konsumen, mitra pengemudi, dan platform digital [6].

Penelitian ini mengadopsi lima variabel untuk mengevaluasi nilai sentimen dari ketiga aplikasi, yang mencakup sentimen umum, driver, layanan, aplikasi, harga/biaya, dan pengalaman pengguna. Setiap variabel ini berperan penting dalam memberikan gambaran menyeluruh mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi transportasi online. temuan penelitian ini dapat diterapkan untuk meningkatkan daya saing antar platform, mengoptimalkan layanan, dan menciptakan ekosistem transportasi yang lebih inklusif dan efisien. Misalnya, penyedia aplikasi dapat menggunakan hasil analisis untuk meningkatkan fitur layanan, seperti akurasi GPS, transparansi harga, dan efisiensi waktu tunggu. Di sisi lain, pemerintah dapat memanfaatkan hasil ini untuk mengidentifikasi area yang memerlukan intervensi regulasi, seperti perlindungan hak mitra pengemudi atau pengawasan praktik kompetisi sehat di antara platform. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi nyata baik bagi industri transportasi online maupun pengembangan kebijakan berbasis teknologi.

II. SIGNIFIKASI STUDI

A. Studi Literatur

Analisis sentimen, yang dikenal juga sebagai penambangan pendapat, merupakan suatu cabang ilmu spesifik dalam bidang penambangan teks yang memiliki fungsi utama untuk mengidentifikasi dan menganalisis pendapat serta pandangan subjektif seseorang mengenai berbagai topik, kejadian, atau permasalahan tertentu [7]. Disiplin ilmu ini berkaitan sangat erat dengan Pemrosesan Bahasa Alami (Natural Language Processing/NLP), sebuah ranah keilmuan yang menitikberatkan pada pengembangan teknologi komputasi untuk pemahaman dan interpretasi bahasa manusia. Dalam implementasinya, teknologi NLP berperan penting dalam proses penambangan teks, mulai dari ekstraksi informasi, pengenalan kata kunci, identifikasi subjek, hingga analisis sentimen dan kategorisasi teks.

1. Text Preprocessing

Tahap praproses teks berperan sebagai landasan utama dalam proses transformasi dan ekstraksi elemen-elemen teks tidak terstruktur dari suatu dokumen menjadi format yang terstruktur dan memiliki nilai informasi. Sebagai komponen vital dalam penambangan data, tahap ini bertugas mengatasi berbagai kendala yang muncul akibat ketidakteraturan terminologi dan tingginya tingkat noise dalam data mentah [8]. Dalam pelaksanaannya, metodologi praproses membutuhkan suatu analisis tekstual yang menyeluruh, tidak hanya terbatas pada aspek tema, tetapi juga mencakup analisis sudut pandang dan posisi orientasi teks dalam konteks yang lebih luas [9]. Dalam implementasinya, kerangka kerja praproses teks terdiri dari beberapa tahapan krusial;

1. Case Folding, dengan menggunakan teknik case folding, setiap teks yang perlu dimasukkan ke dalam model diubah menjadi semua karakter huruf kecil.
2. Tokenizing, Tahap ini melaksanakan pemecahan sistematis konten teks, baik berupa paragraf maupun kalimat, menjadi unit-unit bahasa yang lebih kecil dan terstruktur. Proses ini memanfaatkan berbagai penanda pembatas seperti spasi, carriage return, dan karakter whitespace.
3. Filtering, Pada tahap ini dilakukan proses identifikasi dan eliminasi kata-kata yang memiliki frekuensi kemunculan tinggi namun minim kontribusi terhadap makna dokumen. Proses ini secara efektif menghilangkan elemen-elemen leksikal yang tidak memiliki nilai semantik signifikan.
4. Stemming, Tahap ini menerapkan algoritma untuk memodifikasi kata-kata yang mengandung imbuhan, mengubahnya menjadi kata dasar dalam kumpulan dokumen yang dianalisis.

2. Pelabelan

Pada tahap ini, proses pelabelan dilakukan secara manual dengan bantuan seorang ahli/pakar bahasa, yaitu Dina Auliya, S.Pd, M.Pd Gr. Keterlibatan ahli bahasa dalam proses pelabelan ini sangat penting untuk memastikan akurasi dan konsistensi dalam mengkategorikan sentiment dari setiap ulasan pengguna. Pelabelan dilakukan terhadap total 5.400 data ulasan yang terdiri dari masing-masing 1.800 ulasan untuk aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim.[10]

3. TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode matematis yang digunakan untuk menentukan seberapa penting sebuah kata dalam sebuah dokumen dibandingkan dengan keseluruhan kumpulan dokumen (korpus)[11]. Metode ini telah menjadi standar dalam pengambilan informasi karena mampu memberikan bobot yang akurat dan menghasilkan tingkat presisi serta recall yang tinggi. Mekanisme pembobotan TF-IDF bersifat adaptif: semakin sering sebuah kata muncul dalam satu dokumen, bobotnya akan meningkat, karena dianggap penting bagi dokumen tersebut. Namun, jika kata yang sama sering muncul di banyak dokumen lain, bobotnya

akan berkurang, karena dianggap kurang spesifik [11]. Dengan mempertimbangkan signifikansi kata secara lokal (dalam dokumen) dan global (dalam korpus), TF-IDF membantu mengidentifikasi kata-kata yang paling relevan dan bermakna, sehingga memberikan wawasan yang lebih mendalam dalam analisis teks. [12].

4. *Pembagian Data*

Dalam proses pemodelan, dataset dibagi menjadi dua komponen menggunakan metode hold-out validation dengan rasio 80:20. Sebanyak 80% data difungsikan sebagai data latih untuk pembelajaran pola oleh model, sedangkan 20% sisanya digunakan sebagai data uji untuk evaluasi performa model yang telah dilatih [13].

5. *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang dirancang untuk mengklasifikasikan data ke dalam beberapa kategori dengan cara mencari batas pemisah (hyperplane) yang paling optimal. Hyperplane ini bisa berupa garis lurus dalam dua dimensi atau bidang pada dimensi yang lebih tinggi, tergantung pada kompleksitas data. SVM pertama kali dikembangkan oleh Vladimir N. Vapnik dan Alexey Ya. Chervonenkis pada tahun 1963, kemudian disempurnakan pada tahun 1992 oleh Vapnik bersama Bernhard Boser dan Isabelle Guyon, yang membuat algoritma ini semakin canggih dan banyak digunakan [14]. SVM terbagi menjadi dua jenis utama: SVM Linier, yang digunakan untuk memisahkan data yang dapat dikelompokkan dengan garis lurus, dan SVM Non-Linier, yang menggunakan teknik kernel untuk memetakan data ke ruang berdimensi tinggi agar lebih mudah dipisahkan [15]. Berkat keunggulannya dalam memisahkan data dengan akurasi tinggi, SVM banyak diterapkan dalam berbagai bidang seperti klasifikasi teks, analisis gambar, dan bahkan pemrosesan hiperteks [16].

6. *Evaluasi Model*

Evaluasi model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah akurasi, presisi, recall, dan F1 Score dalam melakukan klasifikasi [17]. Berikut ini adalah persamaan yang digunakan.

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (1)$$

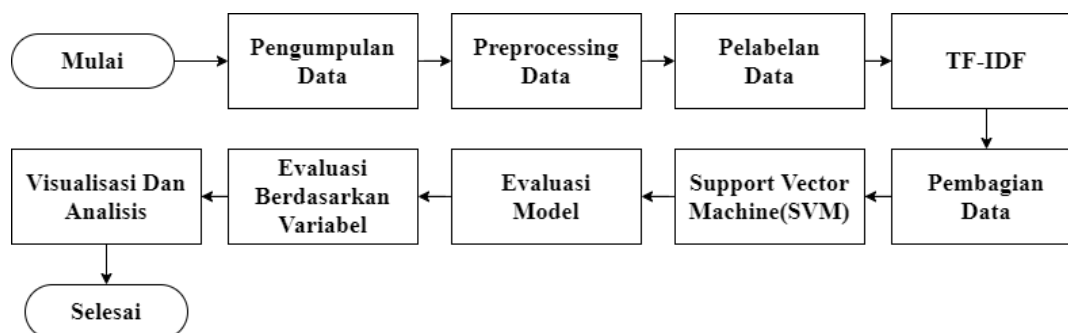
$$\text{Precision} = (TP) / (TP + FP) \quad (2)$$

$$\text{Recall} = (TP) / (TP + FN) \quad (3)$$

$$\text{F1 Score} = 2 * (\text{Recall} * \text{Precision}) / (\text{Recall} + \text{Precision}) \quad (4)$$

B. *Tahapan Penelitian*

Penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim yang dapat ditemukan di Google Play Store [18]. Pada tahap awal, data ulasan dari aplikasi-aplikasi tersebut diambil menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka Google Play Scraper. Setelah itu, dilakukan pemrosesan data, pelabelan, pembagian dataset, dan pembobotan kata. [19]. Berikut adalah penjelasan mengenai proses yang dilakukan:



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Pada Gambar 1 dijelaskan penelitian ini dimulai dengan proses pengumpulan data, yang kemudian dilanjutkan dengan tahap preprocessing untuk membersihkan dan mempersiapkan data. Data yang telah diproses kemudian diberi pelabelan, diikuti dengan penerapan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk ekstraksi fitur. Data yang telah diolah dibagi menjadi data pelatihan dan data uji. Selanjutnya, model Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk melakukan klasifikasi, yang kemudian dievaluasi berdasarkan performa model. Evaluasi juga dilakukan berdasarkan variabel tertentu, disertai dengan visualisasi dan analisis untuk mendapatkan wawasan lebih dalam. Penelitian ini berakhir setelah semua tahap selesai dilakukan.

C. Hipotesis Penelitian

Apakah analisis sentimen terhadap aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan lima variabel evaluasi sentimen umum, sentimen driver, sentimen layanan, sentimen aplikasi, dan sentimen harga/biaya dan sentimen pengalaman pengguna dapat memberikan wawasan mendalam mengenai persepsi pengguna serta mengidentifikasi faktor kunci yang berkontribusi terhadap peningkatan daya saing, optimasi layanan, dan pengembangan kebijakan berbasis teknologi? Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas SVM dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen (positif, netral, negatif) dan memberikan panduan berbasis data untuk penyedia layanan dan pengambil kebijakan dalam menciptakan ekosistem transportasi online yang lebih inklusif dan efisien?

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Scrapping Data

Teknik scrapping menggunakan bahasa pemrograman Python dapat digunakan untuk mengambil data selama satu tahun terakhir, yaitu pada tahun 2024. Hasilnya, aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim masing-masing menerima 1800 baris data. Setelah itu, semua data diproses sebelum diproses, yang meliputi perbaikan, tokenisasi, filtering, dan stemming. Satu sampel yang diambil dalam penelitian ini adalah hasil sentimen dari aplikasi Gojek. Hasil dari tahap preprocessing data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel I. Tahapan Pre-processing (Sampel Dari Dataset Gojek)

Tahapan	Hasil
Data Awal	Pusat bantuannya sangat slowrespon. Sekalinya ngasih feedback, jawabannya sangat tidak membantu. Sangat buruk pelayanannya. Udah hampir 2 jam laporannya masih belum di balas. Padahal laporan ini menyangkut perihal uang yg ga sedikit. Feedback di google play pun disuruh chat pusat bantuan. Pusat bantuannya aja ga ngasih respon HAHAHAHAHAHHA
Cleaning	pusat bantuannya sangat slowrespon sekalinya ngasih feedback jawabannya sangat tidak membantu sangat buruk pelayanannya udah hampir jam laporannya masih belum di balas padahal laporan ini menyangkut perihal uang yg ga sedikit feedback di google play pun disuruh chat pusat bantuan pusat bantuannya aja ga ngasih respon hahahahahahaha
Tokenizing	['pusat', 'bantuannya', 'sangat', 'slowrespon', 'sekalinya', 'ngasih', 'feedback', 'jawabannya', 'sangat', 'tidak', 'membantu', 'sangat', 'buruk', 'pelayanannya', 'udah', 'hampir', 'jam', 'laporannya', 'masih', 'belum', 'di', 'balas', 'padahal', 'laporan', 'ini', 'menyangkut', 'perihal', 'uang', 'yg', 'ga', 'sedikit', 'feedback', 'di', 'google', 'play', 'pun', 'disuruh', 'chat', 'pusat', 'bantuan', 'pusat', 'bantuannya', 'aja', 'ga', 'ngasih', 'respon', 'hahahahahahaha']
Filtering	['pusat', 'bantuannya', 'slowrespon', 'sekalinya', 'ngasih', 'feedback', 'jawabannya', 'membantu', 'buruk', 'pelayanannya', 'udah', 'hampir', 'jam', 'laporannya', 'belum', 'balas', 'laporan', 'menyangkut', 'uang', 'sedikit', 'feedback', 'google', 'play', 'pun', 'disuruh', 'chat', 'pusat', 'bantuan', 'pusat', 'bantuannya', 'ngasih', 'respon', 'hahahahahahaha']
Stemming	['pusat', 'bantu', 'slowrespon', 'sekali', 'ngasih', 'feedback', 'jawab', 'bantu', 'buruk', 'layan', 'udah', 'hampir', 'jam', 'lapor', 'belum', 'balas', 'lapor', 'sangkut', 'uang', 'sedikit', 'feedback', 'google', 'play', 'pun', 'suruh', 'chat', 'pusat', 'bantu', 'pusat', 'bantu', 'ngasih', 'respon', 'hahahahahahaha']

Catatan: Hasil olah data pada tabel hanya sample dari satu aplikasi yaitu Gojek

B. Hasil Implementasi TF-IDF

Setelah melewati tahap preprocessing, data kemudian diberi bobot menggunakan metode TF-IDF. Nilai bobot suatu term akan meningkat seiring dengan frekuensi kemunculannya. Perhitungan TF-IDF dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan menggunakan library dari Scikit-Learn. Hasil dari proses TF-IDF dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Implementasi TF-IDF (Sampel dari Dataset Gojek)

No	Ada	apk	baik	aplikasi	bantu	bisa	cancel
1	0	0.170592	0	0	0	0.148024	0
2	0.05868	0	0	0	0	0.060478	0
3	0.15036	0	0	0	0	0.077483	0.11448
4	0.138521	0	0	0.068979	0	0	0
5	0.077105	0.137375	0	0	0	0.158935	0
6	0.089513	0	0	0.178299	0	0	0
7	0	0.291193	0.110532	0	0.126071	0.084223	0
8	0	0	0.181914	0.066973	0.103743	0	0.102401
9	0.211069	0	0	0.14014	0.10854	0.072512	0.107135
10	0	0	0	0	0	0.116763	0.172516

C. Pelabelan

Proses pelabelan dilakukan secara manual dibantu oleh ahli/pakar bahasa yaitu Dina Auliya, S.Pd, M.Pd Gr. Hasil pelabelan data setiap aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim dapat dilihat pada Tabel 3.

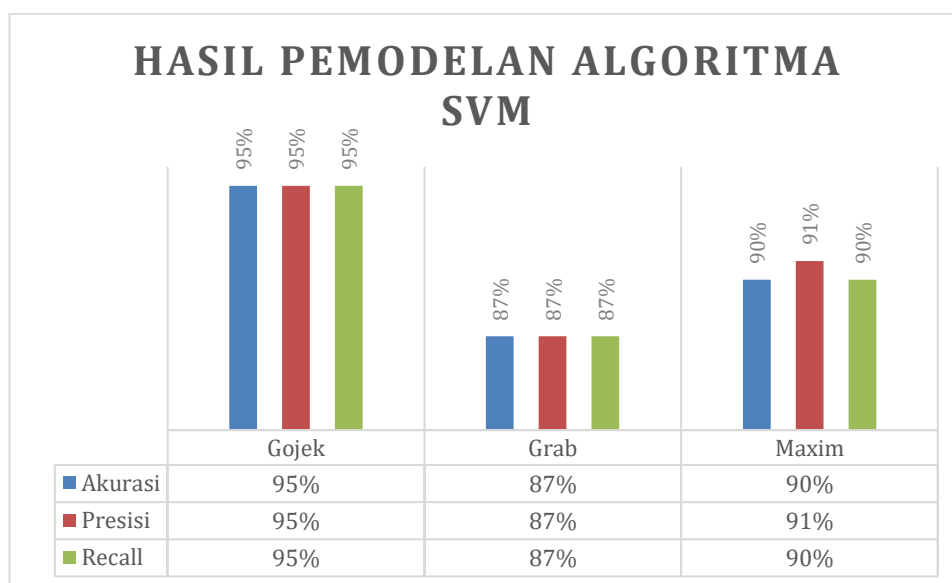
Tabel 3. Hasil Pelabelan Data

Aplikasi	Jumlah Dan Persentase Sentimen		
	Positif	Negatif	Netral
Gojek	291(20,21%)	241(16,74%)	908(63,06%)
Grab	588(32,83%)	418(23,34%)	785(43,83%)
Maxim	736(42,45%)	235(13,55%)	763(44,00%)

Tabel 3 menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi pada ketiga aplikasi, dengan Gojek memiliki persentase tertinggi (63,06%), diikuti oleh Grab (43,83%) dan Maxim (44,00%). Sentimen positif terbesar terdapat pada Maxim (42,45%), sedangkan Grab dan Gojek masing-masing mencatat 32,83% dan 20,21%. Untuk sentimen negatif, Gojek memiliki persentase terendah (16,74%), sementara Grab mencatatkan yang tertinggi (23,34%), diikuti Maxim (13,55%). Hal ini menggambarkan variasi persepsi pengguna terhadap masing-masing aplikasi.

D. Hasil Evaluasi Support Vector Machine

Sebelum memulai pemodelan, data dibagi menjadi dua bagian: data latih dan data uji. Jumlah persentase pembagian yang digunakan adalah 80 banding 20. Hasilnya, dari total 1800 data, 1440 dialokasikan sebagai data pelatihan dan 360 dialokasikan sebagai data pengujian. Data latihan digunakan untuk melatih model SVM untuk mengenali pola sentimen pada data. Sementara itu, data uji digunakan untuk mengevaluasi dan menilai kemampuan model SVM yang dilatih melakukan klasifikasi.



Gambar 2. Hasil Evaluasi Model SVM

Hasil pemodelan algoritma SVM untuk tiga aplikasi (Gojek, Grab, dan Maxim) berdasarkan metrik akurasi, presisi, dan recall. Gojek memiliki performa terbaik dengan nilai akurasi, presisi, dan recall yang sama tinggi, yaitu 95%, menunjukkan konsistensi model dalam memprediksi data. Grab mencatat nilai lebih rendah pada ketiga metrik, yaitu 87%, mengindikasikan kinerja yang lebih moderat dibandingkan Gojek. Maxim berada di tengah dengan akurasi dan recall sebesar 90%,

namun presisinya sedikit lebih tinggi, yaitu 91%. Perbedaan ini menggambarkan variasi efektivitas model SVM saat diterapkan pada data dari masing-masing aplikasi.

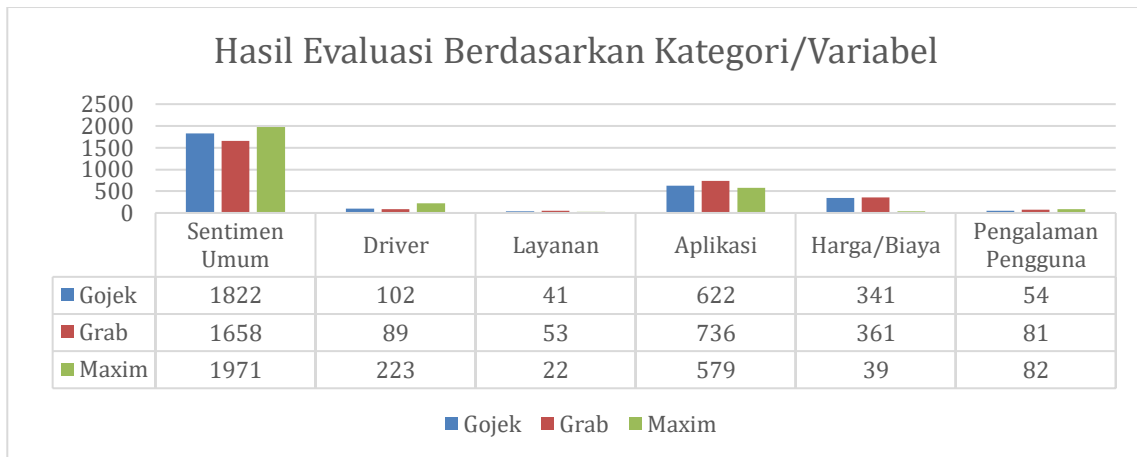
E. Hasil Evaluasi Berdasarkan Kategori Variabel

Dalam penelitian ini menggunakan lima variabel utama untuk mengevaluasi sentimen pengguna terhadap tiga aplikasi transportasi daring, yaitu Gojek, Grab, dan Maxim. Variabel sentimen umum, yang menggambarkan persepsi keseluruhan pengguna terhadap aplikasi, merupakan indikator penting dalam menilai adopsi dan kepercayaan pengguna terhadap layanan berbasis teknologi [20]. Sentimen driver, yang menilai pengalaman pengguna terkait pengemudi, mencakup aspek seperti sopan santun, keterampilan, dan profesionalisme, yang menurut Brown et al.(2019) [21] sangat memengaruhi loyalitas pelanggan. Layanan, yang mencakup kualitas dan keandalan, telah diidentifikasi sebagai faktor kunci dalam membangun kepuasan pelanggan dalam layanan transportasi daring. Aplikasi, yang mencakup kemudahan penggunaan dan fitur, dinilai berdasarkan kemampuannya untuk memenuhi kebutuhan pengguna dengan antarmuka yang intuitif dan responsif. Harga/biaya, yang mengevaluasi persepsi pengguna terhadap biaya layanan, dianggap sebagai salah satu faktor penentu dalam daya saing aplikasi transportasi daring. Terakhir, variabel pengalaman pengguna, yang mencakup kemudahan dan kepuasan secara keseluruhan, mencerminkan tingkat keberhasilan aplikasi dalam menciptakan pengalaman positif yang konsisten bagi pengguna. Kelima variabel ini memberikan gambaran komprehensif tentang tingkat kepuasan dan persepsi pengguna terhadap masing-masing aplikasi.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Berdasarkan Kategori Variabel

Kategori/Variabel	Gojek	Grab	Maxim
Sentimen Umum	1077(Positif:240, Negatif:268, Netral:569)	1046(Positif:286, Negatif:257, Netral:503)	1202(Positif:547, Negatif:123, Netral:532)
Sentimen Driver	73(Positif:73, Negatif: -, Netral:-)	60(Positif:57, Negatif:3, Netral:-)	114(Positif:109, Negatif:5, Netral:-)
Sentimen Layanan	28(Positif:28, Negatif: -, Netral:-)	32(Positif:32, Negatif: -, Netral:-)	17(Positif:17, Negatif: -, Netral:-)
Sentimen Aplikasi	411(Positif:120, Negatif:291, Netral:-)	401(Positif:140, Negatif:261, Netral:-)	341(Positif:143, Negatif:198, Netral:-)
Sentimen Harga/Biaya	181(Positif:179, Negatif:2, Netral:-)	213(Positif:212, Negatif:1, Netral:-)	19(Positif:19, Negatif: -, Netral:-)
Sentimen Pengalaman Pengguna	30(Positif:10, Negatif:20, Netral:-)	39(Positif:11, Negatif:28, Netral:-)	41(Positif:18, Negatif:23, Netral:-)

Berdasarkan Tabel 4, perbedaan sentimen di antara aplikasi mencerminkan pengalaman pengguna dan potensi perbaikan. Maxim unggul dalam sentimen umum (547 positif) dan driver (109 positif), mencerminkan kepuasan pengguna dan kualitas pengemudi yang baik, meski ulasan netral tinggi (532) menunjukkan aspek yang perlu ditingkatkan. Sentimen layanan rendah di semua aplikasi, sementara sentimen aplikasi menunjukkan masalah teknis signifikan pada Gojek (291 negatif). Grab menghadapi isu harga/biaya (212 negatif), meski unggul dengan 212 sentimen positif pada kategori ini. Sentimen pengalaman pengguna Maxim unggul dalam ulasan positif (18), meski ulasan negatifnya juga tinggi (23). Gojek menunjukkan kekuatan pada sentimen aplikasi (120 positif), tetapi diimbangi oleh ulasan negatif. Secara keseluruhan, Maxim menonjol dengan sentimen positif dominan di hampir semua kategori, meski Grab dan Gojek unggul di aspek tertentu.



Gambar 3. Hasil Evaluasi Berdasarkan Kategori/Variabel

Gambar 3. menunjukkan bahwa Maxim memiliki ulasan positif tertinggi pada sentimen umum (547) dan sentimen driver (109), unggul dibandingkan Gojek dan Grab, meskipun ulasan netral yang tinggi (532) menunjukkan masih ada ruang perbaikan. Untuk sentimen layanan, semua aplikasi memiliki angka rendah, tetapi Maxim sedikit lebih unggul. Pada sentimen aplikasi, Gojek mencatat sentimen negatif tertinggi (291), diikuti Grab (261) dan Maxim (198), mengindikasikan masalah teknis. Dalam sentimen harga, Grab memiliki sentimen negatif tertinggi (212), menunjukkan transparansi harga sebagai isu utama. Meski Maxim unggul pada sentimen pengalaman pengguna positif (18), sentimen negatifnya (23) tetap tinggi. Analisis ini menunjukkan perlunya peningkatan kualitas layanan, transparansi harga, dan pengalaman pengguna di semua aplikasi. Perbedaan sentimen antara Gojek, Grab, dan Maxim dipengaruhi oleh strategi layanan, target pasar, kualitas aplikasi, transparansi harga, dan pengalaman pengguna. Maxim unggul dengan tarif rendah dan layanan sederhana, menarik pengguna sensitif biaya, meski menghadapi tantangan konsistensi. Sementara itu, Gojek dan Grab, yang menawarkan layanan kompleks sebagai super app di pasar urban premium, sering mendapat kritik terkait ekspektasi tinggi, tantangan teknis, dan pengalaman pengguna. Transparansi harga juga menjadi pembeda, dengan Grab sering dikritik, Maxim lebih jelas, dan Gojek menjaga keseimbangan antara harga kompetitif dan kepuasan mitra.

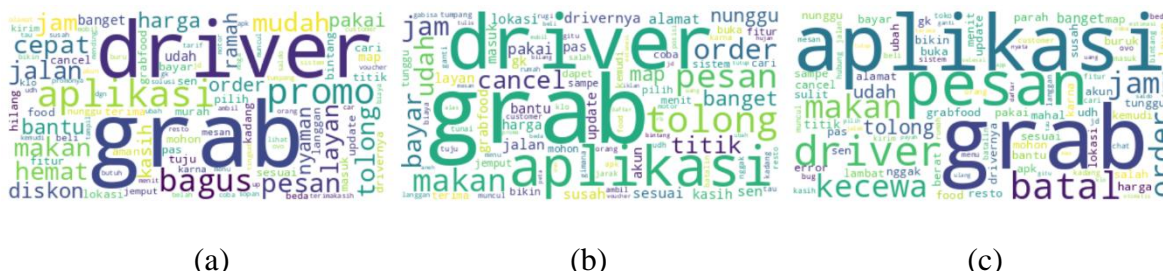
F. Visualisasi Data

Tahap visualisasi data diperlukan untuk mengumpulkan umpan balik pengguna dari aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim. Tujuan dari tahap ini adalah untuk menunjukkan pendapat pengguna dari ketiga aplikasi tersebut dan membantu pengembang memahami dan meningkatkan fitur yang tersedia pada aplikasi tersebut dengan menggunakan word cloud yang mengandung kata-kata yang sering muncul pada sentimen positif, netral, dan negatif. Hasil visualisasi sentimen positif, netral, dan negatif masing-masing dapat dilihat pada Gambar 4, Gambar 5, dan Gambar 6 di bawah ini.



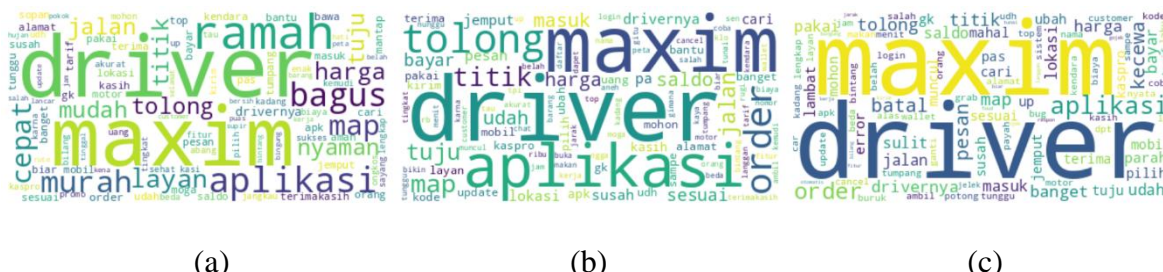
Gambar 4. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Gojek (a) Positif, (b) Netral, dan (c) Negatif

Berdasarkan hasil visualisasi bagaimana kata muncul dalam aplikasi Gojek Dengan menggunakan word cloud, ada lima kata kunci yang berkaitan dengan sentimen positif yaitu Aplikasi, Driver, Bagus, Gojek, dan Harga. Selanjutnya 5 kata kunci pada sentimen netral yaitu Aplikasi, Driver, Gojek, Gofood, dan Order. Kemudian 5 kata kunci sentimen Negatif yaitu Driver, Aplikasi, Kecewa, Gojek, dan Buruk.



Gambar 5. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Grab (a) Positif, (b) Netral, dan (c) Negatif

Berdasarkan hasil visualisasi bagaimana kata muncul dalam aplikasi Grab Dengan menggunakan word cloud, ada lima kata kunci yang berkaitan dengan sentimen positif yaitu Grab, Driver, Promo, Mudah, dan Aplikasi. Selanjutnya 5 kata kunci pada sentimen netral yaitu Aplikasi, Driver, Grab, Pesan, dan Order. Kemudian 5 kata kunci sentimen Negatif yaitu Aplikasi, Grab, Pesan, Driver, dan Kecewa.



Gambar 6. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Maxim (a) Positif, (b) Netral, dan (c) Negatif

Berdasarkan hasil visualisasi bagaimana kata muncul dalam aplikasi Maxim Dengan menggunakan word cloud, ada lima kata kunci yang berkaitan dengan sentimen positif yaitu Driver, Maxim, Ramah, Bagus dan Cepat. Selanjutnya 5 kata kunci pada sentimen netral yaitu Aplikasi, Driver, Maxim, Tolong, dan Titik. Kemudian 5 kata kunci sentimen Negatif yaitu Driver, Maxim, Sulit, Kecewa, dan Lambat. Visualisasi word cloud dari ketiga aplikasi transportasi online memberikan wawasan mendalam tentang pengalaman pengguna melalui frekuensi kemunculan kata-kata kunci yang berbeda. Kata "driver" yang secara konsisten muncul dengan ukuran dominan di seluruh kategori sentimen mencerminkan peran sentral kualitas layanan pengemudi dalam membentuk persepsi pengguna. Dalam sentimen positif, kata ini sering berkaitan dengan "ramah" dan "bagus", mengindikasikan kepuasan terhadap kinerja pengemudi. Sementara itu, kemunculan kata "aplikasi" dengan ukuran signifikan, terutama dalam sentimen negatif yang disertai kata "batal" dan "kecewa", mengungkapkan adanya permasalahan teknis dalam sistem aplikasi yang mempengaruhi pengalaman pengguna. Variasi ukuran dan frekuensi kata-kata seperti "pesan", "order", dan "tolong" di berbagai sentimen menunjukkan pentingnya kemudahan dan kelancaran proses pemesanan sebagai variabel kunci dalam evaluasi layanan. Pola distribusi kata-kata ini juga mengungkapkan bahwa sentimen pengguna terbentuk dari interaksi kompleks antara tiga variabel utama: kualitas layanan pengemudi, keandalan sistem aplikasi, dan efektivitas proses pemesanan, di mana masing-masing variabel ini memiliki bobot yang berbeda dalam mempengaruhi kepuasan pengguna secara keseluruhan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis sentimen pengguna terhadap tiga aplikasi transportasi online utama di Indonesia Gojek, Grab, dan Maxim menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Hasil analisis menunjukkan bahwa Maxim memiliki tingkat sentimen positif tertinggi (42,45%) dibandingkan dengan Grab (32,83%) dan Gojek (20,21%). Keunggulan Maxim terletak pada harga kompetitif dan profesionalisme pengemudi, sedangkan Gojek mencatatkan performa terbaik dalam klasifikasi sentimen dengan akurasi mencapai 94%, diikuti oleh Maxim (90%) dan Grab (87%). Evaluasi berdasarkan lima variabel utama—sentimen umum, pengemudi, layanan, aplikasi, dan harga/biaya—mengungkapkan keunggulan masing-masing aplikasi dalam kategori yang berbeda. Visualisasi kata cloud mengungkapkan kata-kata yang sering disebutkan seperti "pengemudi", "aplikasi", dan "pesanan", yang mencerminkan perhatian dan pengalaman utama pengguna. Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi penyedia layanan transportasi online untuk meningkatkan kualitas layanan, meskipun terdapat keterbatasan dalam mengeksplorasi faktor eksternal seperti demografi pengguna dan strategi pemasaran serta hanya menggunakan satu algoritma tanpa perbandingan.

REFERENSI

- [1] R. D. R. Graha, F. B. Saputra, and D. W. M. Putra, "Pengaruh Perkembangan Ojek Online terhadap Peningkatan Ekonomi UMKM di Kecamatan Summersari, Kabupaten Jember," *Akad. J. Mhs. Ekon. Bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 617–630, 2024.
- [2] Y. F. L. Anindityas, M. Rizki, and T. B. Joewono, "Effect of the rise in online motorcycle taxi services on the number of motorcycles using the Interrupted Time Series Method," *Civ. Eng. Dimens.*, vol. 23, no. 2, pp. 123–130, 2021.
- [3] R. W. Arinni and A. M. A. Suyanto, "Positioning Analysis of Online Transportation Companies in Indonesia Based on Marketing Mix Aspects," *Val. Int. J. Digit. Libr.*, pp. 5505–5515, 2023.
- [4] R. W. Arinni and A. M. A. Suyanto, "Positioning Analysis of Online Transportation Companies in Indonesia Based on Marketing Mix Aspects," *Val. Int. J. Digit. Libr.*, pp. 5505–5515, 2023.
- [5] W. P. Maulidi, H. F. Zahra, and S. Hidayat, "Analisis Persaingan Ojek Online Pada Aplikasi Gojek, Maxim Dan Grab," *Intellektika J. Ilm. Mhs.*, vol. 2, no. 2, pp. 70–79, 2024.
- [6] D. Nugraha and D. Gustian, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Transportasi Online Pada Ulasan Google Play Store dengan Metode Naive Bayes Classifier," *Kesatria J. Penerapan Sist. Inf. Komput. Dan Manaj.*, vol. 5, no. 1, pp. 326–335, 2024.
- [7] A. Syahri, "Sentimen Analisis Pada Ulasan Aplikasi Ajaib Di Google Play Store Dengan Algoritma Support Vector Machine," *J. INOVTEK Polbeng*, vol. 9, no. 1, 2024, Accessed: Jan. 02, 2025. [Online]. Available: <http://repository.uin-suska.ac.id/81455/>
- [8] G. A. Lustiansyah, D. Widiyanto, and B. T. Wahyono, "Analisis klasifikasi sentimen pengguna aplikasi pedulilindungi berdasarkan ulasan dengan menggunakan metode long short term memory," in *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya*, 2022, pp. 659–667. Accessed: Jan. 02, 2025. [Online]. Available: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/2177>

- [9] K.-X. Han, W. Chien, C.-C. Chiu, and Y.-T. Cheng, "Application of support vector machine (SVM) in the sentiment analysis of twitter dataset," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 3, p. 1125, 2020.
- [10] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," in *2017 International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, IEEE, 2017, pp. 391–394. Accessed: Jan. 02, 2025. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8300625/>
- [11] C. H. Yutika, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, pp. 422–430, 2021.
- [12] S. Wehnert, V. Sudhi, S. Dureja, L. Kutty, S. Shahania, and E. W. De Luca, "Legal norm retrieval with variations of the bert model combined with TF-IDF vectorization," in *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Artificial Intelligence and Law*, São Paulo Brazil: ACM, Jun. 2021, pp. 285–294. doi: 10.1145/3462757.3466104.
- [13] M. Iqbal, M. Afdal, and R. Novita, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisa Sentimen Data Ulasan Aplikasi Pinjaman Online di Google Play Store: Implementation of Support Vector Machine Algorithm for Sentiment Analysis of Online Loan Application Review Data on Google Play Store," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1244–1252, 2024.
- [14] A. Rahmadeyan and M. Mustakim, "Seleksi Fitur pada Supervised Learning: Klasifikasi Prestasi Belajar Mahasiswa Saat dan Pasca Pandemi COVID-19," *J. Nas. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 1, pp. 21–32, 2023.
- [15] J. Cao, M. Wang, Y. Li, and Q. Zhang, "Improved support vector machine classification algorithm based on adaptive feature weight updating in the Hadoop cluster environment," *PloS One*, vol. 14, no. 4, p. e0215136, 2019.
- [16] Z. Quan and L. Pu, "An improved accurate classification method for online education resources based on support vector machine (SVM): Algorithm and experiment," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 28, no. 7, pp. 8097–8111, Jul. 2023, doi: 10.1007/s10639-022-11514-6.
- [17] C. N. Agustina, R. Novita, and N. E. Rozanda, "The Implementation of TF-IDF and Word2Vec on Booster Vaccine Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Algorithm," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 234, pp. 156–163, 2024.
- [18] G. Kanugrahan, V. H. C. Putra, and Y. Ramdhani, "Analisis Sentimen Aplikasi Gojek Menggunakan SVM, Random Forest dan Decision Tree," *J. Infortech*, vol. 6, no. 2, pp. 171–178, 2024.
- [19] D. P. Nuria, U. Enri, and Y. Umaidah, "Analisis Sentimen Maxim dengan Perbandingan Chi Square dan MI pada Naive Bayes," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 8, no. 1, pp. 16070–16081, 2024.
- [20] V. Kathiarayan, "The Mediating Role of Risk, Credibility, and Convenience in the Relationship between Initial Trust and Purchase Intention in Online Shopping," *Technol. Invest.*, vol. 14, no. 3, pp. 160–170, 2023.
- [21] Y. Zhang, Y. Yuan, J. Su, and Y. Xiao, "The effect of employees' politeness strategy and customer membership on customers' perception of co-recovery and online post-recovery satisfaction," *J. Retail. Consum. Serv.*, vol. 63, p. 102740, 2021.