

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Maxim Merchant dengan Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest

Selly Rizkiyah¹, Indira Zein Rizqin², Milla Akbarany Baktiar Putri³, Shindi Shella May Wara⁴, Kartika Maulida Hindrayani⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

Email: ¹23083010010@student.upnjatim.ac.id, ²23083010015@student.upnjatim.ac.id, ³23083010021@student.upnjatim.ac.id,

⁴shindi.shella.fasilkom@upnjatim.ac.id, ⁵kartika.maulida.ds@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital, khususnya perangkat *mobile*, telah mendorong peningkatan layanan berbasis aplikasi. Salah satu aspek penting dalam pengembangan aplikasi adalah memahami persepsi dan kepuasan pengguna secara mendalam. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Maxim Merchant berdasarkan ulasan yang diperoleh dari platform Google Play Store. Sebanyak lebih dari 2200 ulasan berbahasa Indonesia dikumpulkan menggunakan teknik web *scrapping*. Data ulasan diproses melalui tahapan pra-pemrosesan seperti pembersihan teks, normalisasi, tokenisasi, penghapusan kata tidak penting, dan stemming. Sentimen dikategorikan menjadi positif dan negatif berdasarkan skor ulasan, di mana skor 1 hingga 3 dianggap negatif, dan skor 4 dan 5 dianggap positif. Visualisasi word cloud digunakan untuk menunjukkan kata-kata dominan dari masing-masing kategori sentimen. Data kemudian dikonversi menjadi bentuk numerik menggunakan TF-IDF dan diseleksi menggunakan metode Chi-Square. Klasifikasi dilakukan dengan algoritma Support Vector Machine dan Random Forest. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine memberikan performa lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen, terutama dalam menangani data teks berdimensi tinggi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Maxim Merchant, *Support Vector Machine*, *Random Forest*

ABSTRACT

The development of digital technology, especially mobile devices, has led to an increase in application-based services. One important aspect in app development is to deeply understand user perception and satisfaction. This study aims to analyze user sentiment towards the Maxim Merchant application based on reviews obtained from the Google Play Store platform. A total of more than 2200 Indonesian-language reviews were collected using web scraping techniques. The review data was processed through pre-processing stages such as text cleaning, normalization, tokenization, removal of unimportant words, and stemming. Sentiments are categorized into positive and negative based on the review score, where scores of 1 to 3 are considered negative, and scores of 4 and 5 are considered positive. Word cloud visualization is used to show the dominant words of each sentiment category. The data is then converted into numerical form using TF-IDF and selected using the Chi-Square method. Classification was performed using Support Vector Machine and Random Forest algorithms. The evaluation results show that the Support Vector Machine algorithm performs better in classifying sentiment, especially in handling high-dimensional text data.

Keywords: Sentiment Analysis, Maxim Merchant, *Support Vector Machine*, *Random Forest*

Penulis Korespondensi:

Selly Rizkiyah

Email: 23083010010@student.upnjatim.ac.id

Article Info

Diterima: 13 Juni 2025

Direvisi: 16 Juni 2025

Disetujui: 19 Juni 2025

This is an open access article under the [CC BY](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.



1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dan pesatnya adopsi perangkat *mobile* telah mendorong pertumbuhan berbagai layanan berbasis aplikasi. Salah satu layanan tersebut adalah *Maxim Merchant*, sebuah aplikasi yang digunakan oleh mitra merchant untuk mengelola pemesanan, transaksi, serta aktivitas operasional lainnya dalam ekosistem layanan *Maxim*. Dengan meningkatnya jumlah pengguna dan kompleksitas fitur yang ditawarkan, penting bagi pengembang untuk terus mengevaluasi dan memahami pengalaman serta kepuasan pengguna dalam menggunakan aplikasi ini.

Salah satu cara untuk memahami persepsi pengguna adalah dengan menganalisis ulasan (*review*) yang diberikan melalui platform *Google Play Store*. Ulasan tersebut seringkali mencerminkan opini jujur pengguna terkait performa aplikasi, kemudahan penggunaan, serta kendala yang mereka alami. Namun, karena sifat data yang tidak terstruktur dan jumlahnya yang besar, analisis manual menjadi tidak efisien dan kurang objektif. Oleh karena itu, pendekatan otomatis melalui teknik *data mining*, khususnya analisis sentimen, menjadi solusi yang relevan untuk mengolah dan menginterpretasi data ulasan secara sistematis [1].

Analisis sentimen bertujuan untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori positif atau negatif [2]. Dalam penelitian ini, dilakukan klasifikasi sentimen pada ulasan aplikasi *Maxim Merchant* menggunakan dua algoritma machine learning yang umum digunakan, yaitu *Support Vector Machine (SVM)* dan *Random Forest (RF)*. Pemilihan kedua algoritma ini didasarkan pada efektivitasnya dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Penelitian sebelumnya oleh [3] menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dengan kernel linear memberikan performa yang sangat baik dalam klasifikasi sentimen pada data teks, dengan akurasi mencapai 91%. Penelitian tersebut juga menemukan bahwa mayoritas ulasan pengguna memiliki sentimen negatif. Hal ini memperkuat alasan penggunaan *SVM* dalam penelitian ini yaitu kemampuannya menangani data berdimensi tinggi serta klasifikasi pada data teks yang tidak linear. Di lain sisi, algoritma *Random Forest* dalam analisis sentimen, algoritma ini tidak hanya menunjukkan performa yang baik dalam klasifikasi, tetapi juga dinilai praktis untuk diimplementasikan dalam konteks nyata [4]. Penelitian tersebut mengulas secara menyeluruh proses analisis sentimen, mulai dari pengumpulan data hingga pengujian akurasi, serta menekankan efektivitas *Random Forest* dalam membantu meningkatkan pengalaman pengguna aplikasi

Sebelum proses klasifikasi, dilakukan beberapa tahapan preprocessing seperti pembersihan teks, penghapusan ulasan yang tidak relevan, transformasi teks menjadi fitur numerik menggunakan metode *TF-IDF*, serta visualisasi kata menggunakan *wordcloud* untuk memahami konteks isi ulasan. Selanjutnya label sentimen ditentukan berdasarkan rating bintang yang diberikan oleh pengguna, di mana rating rendah diasumsikan sebagai ulasan negatif dan rating tinggi sebagai ulasan positif. Selanjutnya, hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan metrik performa seperti akurasi dan *F1-score* untuk mengetahui efektivitas model dalam membedakan jenis sentimen.

Penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk mengevaluasi performa model *SVM* dan *Random Forest* dalam konteks analisis sentimen, tetapi juga untuk memberikan gambaran umum mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi *Maxim Merchant*. Dengan memahami pola sentimen pengguna, pengembang dapat memperoleh insight yang berguna untuk meningkatkan kualitas layanan dan fitur aplikasi di masa mendatang.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Teknik Pengambilan Data

Data dalam penelitian ini didapat melalui proses *web scrapping* untuk mengambil ulasan aplikasi *Maxim Merchant* pada platform *Google Play Store*. Penelitian ini mengumpulkan lebih dari 2200 ulasan berbahasa Indonesia, terhitung dari tahun 2021 sampai tanggal 31 Mei 2025. Pengambilan data dilakukan dengan memanfaatkan tautan aplikasi pada *Google Play Store* untuk selanjutnya dilakukan proses scrapping dengan pustaka *google_play_scraper* pada *Python*. Proses pengambilan data ini dapat mengambil dan memecah data menjadi bagian-bagian seperti ulasan, skor, versi aplikasi, dan lain sebagainya. Data yang telah di-*scrapping* akan disimpan dalam bentuk *CSV* untuk analisis selanjutnya.

2.2 Pre-Processing Data

Data hasil *scrapping* yang akan dianalisis meliputi content atau isi ulasan dan skor atau jumlah rating yang diberikan oleh pengguna. Proses selanjutnya adalah pre-processing data, setelah didapat ulasan berbentuk *CSV* sebelumnya. Pada tahap ini, penelitian memanfaatkan *library* pada *Python* seperti *NLTK* yang berguna untuk pemrosesan bahasa dan *Sastrawi* yang digunakan untuk memproses teks dalam bahasa Indonesia. Tujuan *pre-processing* adalah untuk menghilangkan data yang tidak diperlukan sehingga menghasilkan dokumen yang lebih rinci dan terstruktur, serta menyiapkan data agar siap untuk proses selanjutnya [5]. Proses ini adalah proses yang vital, dimana dalam proses ini akan dilakukan tahap inti pembersihan dan seleksi data mentah ke dalam data yang siap untuk dianalisis.

Dalam penelitian ini, *pre-processing* dilakukan dalam enam tahapan, yaitu sebagai berikut, 1) *Cleaning*, dilakukan penghapusan nilai kosong, terduplikasi, tidak relevan, angka, tanda koma, spasi berlebih, emoji hingga tautan, dan lainnya yang ada pada teks ulasan. 2) *Casefolding*, pada proses ini, teks yang mengandung huruf kapital diubah menjadi huruf kecil. Tujuan dari proses ini adalah untuk membuat berkas teks tanpa perbedaan antara huruf kapital dan huruf kecil [6]. Ini berguna untuk menjaga konsistensi bentuk teks tanpa variasi berlebih. 3) *Fixing Words*, berfungsi memperbaiki, membersihkan dan menormalkan data teks yang terdapat penggunaan bahasa sehari-hari, singkatan, atau bahasa gaul hingga kesalahan tulis (*typo*)

ke dalam bahasa atau penulisan yang sesuai dengan kaidah Bahasa Indonesia. Jika kata-kata mentah tersebut tetap diproses, analisis yang dihasilkan akan menjadi tidak akurat [7].

Langkah selanjutnya, 4) *Tokenizing*, proses dimana dilakukan pemecahan pada teks kalimat menjadi satuan kata-kata yang lebih kecil. Proses ini bekerja dengan cara memecah kata dengan memisahkannya dari adanya tanda baca dan spasi yang ada. Proses ini dapat digunakan untuk menghitung frekuensi kata yang muncul dalam dokumen [8]. 5) *Filtering Stopwords*, dilakukan pembersihan pada teks dari kata-kata yang tidak bermakna dalam analisis, yaitu kata yang tidak memiliki arti atau yang tidak dapat dikelompokkan ke dalam sentimen positif atau negatif. Kata-kata tersebut seperti kata ganti orang, kata seruan, kata penghubung, dan kata lainnya yang tidak memiliki pengaruh dalam proses penentuan klasifikasi [9]. 6) *Stemming*, dilakukan dengan mengembalikan kata ke dalam kata dasarnya. Ini dilakukan dengan menghapus imbuhan seperti awalan, akhiran, sisipan dan sebagainya.

2.3 Pelabelan Sentimen

Setelah data selesai melalui tahap *pre-processing*, tahap selanjutnya adalah memberikan label sentimen positif dan negatif pada teks ulasan. Label sentimen positif dan negatif di sini didasarkan pada *rating* atau skor. Karena dalam *platform Google Play Store*, *rating* ulasan maksimal adalah bintang 5. Maka, untuk *rating* bintang 1, 2 dan 3 akan diberi label negatif, sementara *rating* 4 dan 5 diberikan *rating* positif. Pemberian label sentimen ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola kalimat atau teks yang ada pada setiap label. Selain itu, dengan memanfaatkan label ini, dapat dibentuk *wordcloud* kata, yang dapat memberikan sorotan atau ringkasan sekilas pada kata-kata penting yang benar-benar mencerminkan isi ulasan dari setiap label sentimen.

2.4 Seleksi Fitur dengan TF-IDF

Penelitian ini menggunakan proses pembobotan kata pada dokumen menggunakan metode *Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF)* dilakukan dengan menghitung bobot setiap kata dan memberikan skor untuk menunjukkan keunikan kata [10]. Kata-kata yang terlalu sering muncul seperti kata hubung atau kata umum lainnya akan mendapatkan bobot rendah karena dianggap kurang informatif. Sebaliknya, kata-kata yang cukup sering muncul namun spesifik terhadap konteks tertentu akan mendapat bobot lebih tinggi. Dalam proses ini, *TF-IDF* dilakukan dengan hanya mempertahankan kata-kata yang muncul di minimal 10 dokumen, untuk menghilangkan kata yang terlalu langka dan tidak representatif. Dan *max_features=2000*, yaitu hanya mempertahankan maksimal 2000 kata dengan bobot *TF-IDF* tertinggi, guna menyederhanakan kompleksitas fitur dan menjaga relevansi informasi. Hasil transformasi ini menghasilkan matriks numerik berdimensi dokumen x kata, yang digunakan sebagai input dalam tahap seleksi fitur dan pemodelan. Dalam penelitian ini, digunakan metode *Chi-Squared (χ^2)* untuk menilai fitur. *Chi-Square* merupakan salah satu metode untuk penyeleksian fitur yang menggunakan teori statistika untuk menguji independensi sebuah term dengan kategorinya [11]. Kata-kata dengan skor *chi-squared* tertinggi dianggap lebih penting bagi model prediksi. Perlu digarisbawahi bahwa TF-IDF dengan *max_features=2000* berfokus pada pemilihan kata berdasarkan nilai bobot yang mencerminkan frekuensi relatif dan keunikan kata antar dokumen, sedangkan seleksi *chi-squared* menekankan pada hubungan statistik antara kata dan label. Oleh karena itu, ketika hasil TF-IDF menghasilkan kurang dari 2000 fitur, seperti dalam penelitian ini, metode *chi-squared* hanya melakukan penilaian relevansi tanpa pengurangan fitur lebih lanjut.

2.5 Pemodelan dengan SVM dan Random Forest

Dalam penelitian ini, pemodelan dilakukan dengan algoritma machine learning, yaitu, *supervised learning* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *SVM* dan *Random Forest*. *Support Vector Machine (SVM)* sendiri adalah proses klasifikasi yang memisahkan label positif dan label negatif menggunakan *hyper-plane* atau garis pemisah. Secara umum, garis pemisah yang memiliki jarak terbesar ke titik data pelatihan terdekat dari setiap kelas akan memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada garis pemisah lainnya [12]. *Support Vector Machine (SVM)* adalah algoritma yang cepat dan efektif algoritma yang cepat dan efektif dalam masalah klasifikasi teks [13]. Dalam hal ini, SVM menggunakan kerner linear sebagai parameter utama, yang artinya memisahkan data klasifikasi dengan garis linear. Sementara itu, *Random Forest* adalah salah satu metode dalam klasifikasi yang merupakan pengembangan dari *decision tree* di mana setiap *decision tree* telah dilakukan proses pelatihan dengan menggunakan sampel individu [14]. Model ini bekerja dengan membuat sejumlah pohon keputusan dan menghitung nilai *entropy* dan *information gain* selama fase pelatihan dan menggabungkan hasil prediksi dari masing-masing pohon untuk menetapkan output akhir melalui keputusan suara terbanyak. Pendekatan *entropy* sebagai penentu ketidakmurnian atribut dan *information gain* merupakan nilai perolehan informasi dalam memilah simpul. Dalam penelitian ini, tidak ada penentuan parameter trees yang digunakan. Setelahnya, data akan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 secara acak.

2.6 Evaluasi Model SVM dan Random Forest

Setelah melakukan pemodelan dengan *SVM* dan *Random Forest*, tahap selanjutnya adalah evaluasi hasil pemodelan. Digunakan *confusion matrix* untuk memvisualisasikan performa prediksi model terhadap label aktual. *Confusion matrix* divisualisasikan dalam bentuk *heatmap*, yang terdiri atas nilai *True-Positive (TP)*, *True-Negative (TN)*, *False-Positive (FP)*, dan *False-Negative (FN)*. Data dikatakan sebagai *true positive* apabila data tersebut positif dan diprediksi juga positif, namun apabila data tersebut diprediksi negatif, maka dapat dikatakan sebagai *false negative*, lalu data dikatakan *true negative* apabila data tersebut negatif dan diprediksi juga negatif, namun apabila data tersebut diprediksi positif, maka data tersebut dapat dikatakan sebagai *false positive* [9]. Ini dapat membantu dalam memahami pola kesalahan yang terjadi. Selain itu, evaluasi model dilakukan dengan menggunakan matriks klasifikasi, yaitu *classification_report*, yang mencakup *precision*, yaitu perbandingan antara *True*

Positive (TP) dengan banyaknya data yang diprediksi positif. Kemudian *recall*, perbandingan antara *True Positive (TP)* dengan banyaknya data yang sebenarnya positif. *F1-score* sendiri adalah rata-rata dari nilai *precision* dan *recall*. dan akurasi adalah seberapa banyak prediksi yang benar dari semua prediksi yang dibuat oleh model. Seluruh evaluasi ini digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan label sentimen dengan akurat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan hasil-hasil penelitian dan sekaligus diberikan pembahasan yang komprehensif. Hasil dapat disajikan dalam bentuk gambar, grafik, tabel dan lain-lain yang memudahkan pembaca. Pembahasan dapat dilakukan dalam beberapa sub-bab.

a. Web Scrapping

Data diperoleh melalui proses *web scrapping* dari ulasan pengguna aplikasi *Maxim Merchant* yang tersedia di *Google Play Store*. Proses ini dilakukan menggunakan pustaka *google-play-scraper*, yang mampu mengambil semua ulasan pengguna berdasarkan ID aplikasi secara efisien. Data *scrapping* ini dikonversi ke dalam format *DataFrame* dan disimpan dalam bentuk *CSV*. Total data ulasan yang terkumpul adalah sebanyak 2282 entri.

b. Pra-pemrosesan Teks Ulasan

Tabel 1. Hasil Pra-pemrosesan Teks Ulasan

No	Content	Text No Emoji	Text Clean	Case Folding	Normalisasi Kata	Tokenisasi	Stopword Removal	Stemming	Teks Akhir
1	Tolong di upgrade lg aplikasi ini. sangat tidak efisien, sdah klik, lama.	Tolong di upgrade lg aplikasi ini. sangat tidak efisien, sdah klik, lama.	tolong di upgrade lg aplikasi inisangat tidak efisien sdah klik lama	tolong di upgrade lg aplikasi inisangat tidak efisien sdah klik lama	tolong di upgrade lagi aplikasi inisangat tidak efisien sudah klik lama	['tolong', 'di', 'upgrade', 'lagi', 'aplikasi', 'inisangat', 'tidak', 'efisien', 'sudah', 'klik', 'lama']	['tolong', 'upgrade', 'aplikasi', 'inisangat', 'efisien', 'klik', 'lama']	tolong upgrade aplikasi inisangat efisiensdh klik lama	tolong upgrade aplikasi inisangat efisiensdh klik lama
2	Perbaiki peraturan atau system Maxim food, kebanyakan driver di non aktifkan secara sepihak.	Perbaiki peraturan atau system Maxim food, kebanyakan driver di non aktifkan secara sepihak.	Perbaiki peraturan atau system Maxim foodkebanyakan driver di non aktifkan secara sepihak	perbaiki peraturan atau system maxim foodkebanyak an driver di non aktifkan secara sepihak	perbaiki peraturan atau system maxim foodkebanyak an driver di non aktifkan secara sepihak	['perbaiki', 'peraturan', 'atau', 'system', 'maxim', 'foodkebanyakan', 'driver', 'di', 'non', 'aktifkan', 'secara', 'sepihak']	['perbaiki', 'peraturan', 'system', 'maxim', 'foodkebanyakan', 'driver', 'non', 'aktifkan', 'sepihak']	baik atur system maxim foodkebanyakan driver non aktif sepihak	baik atur system maxim foodkebanyakan driver non aktif sepihak
3	Proses pendaftaran mmg cepat, stlh di acc oleh admin tidak ada pemberitahuan via WA.	Proses pendaftaran mmg cepat, stlh di acc oleh admin tidak ada pemberitahuan via WA.	Proses pendaftaran mmg cepat stlh di acc oleh admin tidak ada pemberitahuan via WA	proses pendaftaran mmg cepat stlh di acc oleh admin tidak ada pemberitahuan via wa	proses pendaftaran mmg cepat setelah di acc oleh admin tidak ada pemberitahuan via wa	['proses', 'pendaftaran', 'memang', 'cepat', 'setelah', 'di', 'acc', 'oleh', 'admin', 'tidak', 'ada', 'pemberitahuan', 'via', 'wa']	['proses', 'pendaftaran', 'cepat', 'acc', 'admin', 'pemberitahuan', 'wa']	proses daftar cepat acc admin pemberitahuan wa	proses daftar cepat acc admin pemberitahuan wa
...
22	sangat puas	sangat puas	sangat puas	sangat puas	sangat puas	['sangat', 'puas']	['puas']	puas	puas

Berdasarkan Tabel 1. adalah penghapusan emoji dan simbol non-teks. Emoji tidak mengandung informasi linguistik yang dapat diproses oleh model analisis teks berbasis Bahasa Indonesia. Selanjutnya, teks dibersihkan dari elemen-elemen seperti *mention (@user)*, *hashtag (#tag)*, tautan, angka, karakter khusus, dan spasi berlebih. Teks kemudian diubah seluruhnya menjadi huruf kecil (*case folding*) agar tidak terjadi duplikasi kata akibat perbedaan kapitalisasi. Proses normalisasi kosakata informal juga dilakukan menggunakan daftar kamus sederhana untuk mengubah kata tidak baku ke bentuk bakunya, seperti “mmg” menjadi “memang”, atau “tp” menjadi “tapi”. Pada tahap tokenisasi yaitu memecah kalimat menjadi kata-kata individual. Setelah itu dilakukan penghapusan *stopword*, yaitu kata-kata umum seperti “dan”, “yang”, atau “itu” yang tidak memberikan makna penting dalam analisis sentimen. Penghapusan ini dilakukan menggunakan daftar *stopwords* Bahasa Indonesia dan Inggris, ditambah beberapa tambahan dari kosakata informal khas media sosial.

Tabel 2. Distribusi Sentimen

Label_kalimat	count
Negatif	1229
Positif	805

Berdasarkan Tabel 2. terdapat 1.229 kategori negatif dan 805 kategori positif. Menunjukkan bahwa data ulasan yang digunakan cenderung didominasi oleh sentimen negatif. Distribusi data label juga diketahui tidak seimbang.



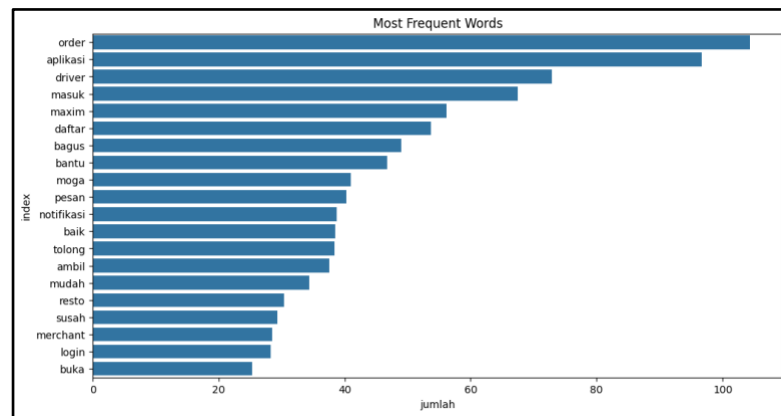
Gambar 1. WordCloud Sentimen Positif

Pada Gambar 1. menyajikan *wordcloud* dari kata-kata yang paling dominan dan khas dalam ulasan positif pelanggan. *wordcloud* ini dibuat berdasarkan rasio kemunculan kata dalam ulasan positif daripada negatif, sehingga menampilkan kata-kata yang secara unik mencerminkan pengalaman pelanggan yang memuaskan. Kata-kata seperti "semoga", "membantu", "mantap", "bagus", dan "mudah" mendominasi visualisasi, yang mencerminkan dukungan, harapan positif, dan kepuasan terhadap layanan. Kehadiran kata-kata seperti "sukses", "good", "alhamdulillah", dan "terimakasih" menunjukkan respons emosional yang positif dan bahkan spiritual dari sebagian pengguna. Selain itu, munculnya kata seperti "maju", "resto", dan "pelanggan" juga mengindikasikan bahwa sebagian pelanggan menghargai peran sosial aplikasi dalam mendukung usaha kecil atau merchant yang ada.



Gambar 2. WordCloud Sentimen Negatif

Pada Gambar 2, menampilkan *wordcloud* dari kata-kata yang paling dominan dan khas dalam ulasan negatif pelanggan. Visualisasi ini didasarkan pada analisis rasio frekuensi, yang membandingkan kemunculan kata dalam ulasan negatif terhadap ulasan positif. Kata-kata seperti "orderan", "driver", "masuk", "notifikasi", "daftar", dan "ambil" muncul dalam ukuran besar, menunjukkan bahwa isu-isu tersebut merupakan keluhan utama pengguna. Secara umum, kata-kata ini dapat menunjukkan masalah fungsionalitas sistem, seperti kendala saat *login*, proses pendaftaran, notifikasi yang tidak muncul, atau pengambilan order oleh driver. Selain itu, kata-kata seperti "error", "fiktif", "batalin", dan "tutup" mengindikasikan adanya gangguan teknis, bug aplikasi, atau pengalaman pengguna yang buruk. Beberapa kata emosional seperti "kecewa", "rugi", dan "jelek" juga muncul, menandakan respons emosional pengguna terhadap pengalaman negatif tersebut.



Gambar 3. Diagram 20 Data yang Paling Sering Muncul dalam Ulasan

Gambar 3. adalah visualisasi yang menampilkan 20 kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna aplikasi *Maxim Merchant*. Kata-kata seperti "order", "aplikasi", "driver", dan "masuk" menjadi yang paling dominan, yang mencerminkan fokus utama perhatian dan pengalaman pengguna terhadap layanan aplikasi tersebut. Dominasi kata-kata ini mengindikasikan bahwa pengguna banyak membahas mengenai proses pemesanan, kualitas aplikasi, interaksi dengan pengemudi, serta kendala teknis seperti kesulitan saat login.

Selain itu, kemunculan kata-kata seperti "daftar", "notifikasi", "tolong", dan "login" mengisyaratkan adanya kebutuhan pengguna akan bantuan atau keluhan terhadap aspek fungsionalitas dan teknis dari aplikasi. Di sisi lain, meskipun lebih sedikit, kata-kata bernuansa positif seperti "mantap", "baik", dan "mudah" juga muncul, yang menunjukkan bahwa sebagian pengguna memiliki pengalaman yang menyenangkan saat menggunakan layanan ini. Beberapa kata seperti "aplikasi" muncul dalam kedua jenis sentimen dengan frekuensi tinggi, yang menunjukkan bahwa kata tersebut bersifat netral dan digunakan secara umum tanpa merepresentasikan sentimen tertentu. Dengan demikian, analisis frekuensi kata tidak hanya membantu mengidentifikasi kata yang paling sering digunakan, tetapi juga memberikan wawasan lebih dalam mengenai persepsi dan pengalaman pengguna berdasarkan konteks sentimen mereka. Seperti pada penelitian sebelumnya yang menyimpulkan bahwa frekuensi kata yang muncul dalam komentar menjadi dasar untuk memahami opini pengguna secara sistematis [15].

Tabel 3. Kata-Kata Dominan dalam Ulasan Negatif Berdasarkan Rasio Frekuensi

Kata	Frekuensi Negatif	Frekuensi Positif	Rasio Negatif
orderan	506	97	5.16
driver	444	81	5.41
masuk	324	56	5.68
ambil	144	16	8.47
notifikasi	143	24	5.72

Berdasarkan Tabel 3. menampilkan kata-kata yang memiliki rasio dominansi tinggi dalam ulasan negatif. Kata seperti "orderan", "driver", dan "masuk" muncul jauh lebih sering dalam ulasan negatif dibandingkan positif. Hal ini mengindikasikan bahwa kata-kata tersebut berkaitan erat dengan keluhan pengguna, terutama mengenai proses pemesanan, akses aplikasi, dan kendala dalam penggunaan layanan. Kata-kata seperti "gagal", "susah", dan "login" bahkan memiliki rasio di atas 8, menunjukkan bahwa aspek teknis dan fungsional aplikasi menjadi sorotan utama dari sisi negatif.

Tabel 4. Kata-Kata Dominan dalam Ulasan Positif Berdasarkan Rasio Frekuensi

Kata	Frekuensi Negatif	Frekuensi Positif	Rasio Positif
mantap	0	38	38.00
alhamdulillah	0	18	18.00
semoga	14	97	6.47
ok	2	19	6.33
masyarakat	0	6	6.00

Berdasarkan Tabel 4. menyajikan kata-kata yang memiliki rasio dominansi tinggi dalam ulasan positif. Kata-kata seperti "mantap", "alhamdulillah", dan "semoga" mendominasi komentar positif dari pengguna. Ini menunjukkan bahwa pengguna tidak

hanya puas terhadap layanan, tetapi juga menyampaikan apresiasi dalam bentuk ekspresi emosional dan religius seperti "aamiin", "berkah", dan "alhamdulillah". Selain itu, kata-kata seperti "bantu", "bermanfaat", dan "umkm" menunjukkan bahwa pengguna merasa bahwa aplikasi memberikan dampak sosial positif, khususnya dalam mendukung usaha mikro dan kecil.

Tabel 5. Top 10 Kata dengan Skor TF-IDF Tertinggi

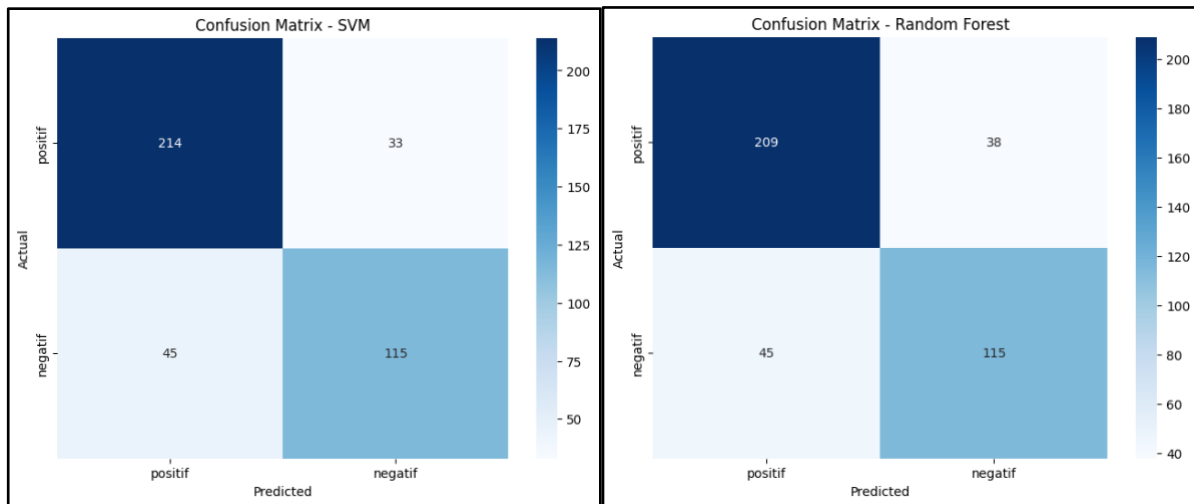
No.	Kata
1	order
2	aplikasi
3	driver
4	masuk
5	maxim
6	daftar
7	bantu
8	bagus
9	pesan
10	tolong

Tabel 5. Menunjukkan 10 kata teratas dengan skor *TF-IDF* tertinggi di seluruh korpus ulasan pengguna aplikasi *Maxim Merchant*. Hasil proses *TF-IDF* berhasil mendapat total 269 kata unik yang memenuhi kriteria frekuensi minimum. Namun, karena hanya terdapat 269 fitur awal yang memenuhi syarat, maka seluruhnya dapat digunakan untuk proses seleksi, tanpa pengurangan lebih lanjut. Kata "order", "aplikasi", dan "driver" muncul sebagai yang paling menonjol, yang menunjukkan bahwa kata-kata ini sangat sering muncul dan dianggap penting dalam mengungkapkan konteks ulasan, baik positif maupun negatif. Kata-kata seperti "tolong", cenderung mengindikasikan masalah atau permintaan, sedangkan kata seperti "bagus", lebih mengarah pada pengalaman positif.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Model *SVM* dan *Random Forest*

Evaluasi	Label Sentimen	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SVM	Negatif (0)	0.81	0.83	0.87	0.85
	Positif (1)		0.78	0.72	0.75
Random Forest	Negatif (0)	0.80	0.82	0.85	0.83
	Positif (1)		0.75	0.72	0.73

Berdasarkan Tabel 6. Model *SVM* memperoleh nilai akurasi sebesar 0.81, sedikit lebih tinggi dibandingkan model *Random Forest* yang memiliki akurasi sebesar 0.80. Ini menunjukkan bahwa secara keseluruhan, *SVM* sedikit lebih andal dalam memprediksi kelas sentimen dengan benar. Untuk metrik *precision*, yang mengukur ketepatan prediksi positif, *SVM* menunjukkan performa yang lebih baik pada kedua label sentimen. Pada kelas negatif, *precision SVM* sebesar 0.83, sedangkan *Random Forest* sebesar 0.82. Begitu juga pada kelas positif, *SVM* meraih *precision* 0.78, lebih tinggi dibandingkan *Random Forest* yang hanya memperoleh 0.75. Sementara itu, pada metrik *recall*, yang menilai kemampuan model dalam mendeteksi semua data yang termasuk ke dalam suatu kelas, *SVM* menunjukkan nilai yang cukup tinggi pada kelas negatif (0.87), dibandingkan *Random Forest* (0.85). Untuk kelas positif, kedua model memiliki nilai *recall* yang sama, yaitu 0.72. Ini menunjukkan bahwa kedua model memiliki kemampuan yang relatif sebanding dalam menangkap ulasan positif, namun *SVM* masih sedikit lebih unggul secara keseluruhan. Metrik *f1-score*, yang merupakan rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*, juga memperkuat keunggulan model *SVM*. *F1-score* untuk kelas negatif pada *SVM* adalah 0.85, lebih tinggi dibandingkan *Random Forest* (0.83). Pada kelas positif, *SVM* memperoleh 0.75, sedangkan *Random Forest* hanya 0.73. Evaluasi selanjutnya adalah confusion matrix, yang terdiri atas nilai True-Positive (TP), True-Negative (TN), False-Positive (FP), dan False-Negative (FN). Dengan menggunakan metrik evaluasi ini, dapat dilakukan perbandingan kinerja antara model *SVM* dan *Random Forest* dalam mengklasifikasikan data opini menjadi kelas positif dan negatif.



Gambar 4. *Confusion Matrix* Evaluasi Model dengan *SVM* dan *Random Forest*

Dari Gambar 4. hasil pemodelan dengan *SVM* pada *heatmap* sebelah kiri, terlihat jika sebanyak 214 data terindikasi sebagai *true positive*, lalu sebanyak 45 terindikasi sebagai *false negative*, dan 115 kasus sebagai *true negative* serta 33 kasus sebagai *false positive*. Ini menunjukkan jika *SVM* telah berhasil mengklasifikasikan label sentimen dengan cukup baik, ditandai dengan adanya sedikit kasus *false positive* dan *false negative*. Sementara itu, pada *confusion matrix* pemodelan *Random Forest* pada *heatmap* sebelah kanan, hasil pemodelan dengan *Random Forest*, terlihat jika sebanyak 209 data terindikasi sebagai *true positive*, lalu sebanyak 45 terindikasi sebagai *false negative*, dan 115 kasus sebagai *true negative* serta 38 kasus sebagai *false positive*. Ini menunjukkan jika *Random Forest* juga telah berhasil mengklasifikasikan label sentimen dengan cukup baik, ditandai dengan adanya sedikit kasus *false positive* dan *false negative*. Namun, jika ditelaah lebih lanjut, hasil *SVM* memberikan hasil yang lebih baik, dilihat dari nilai *true positive* yang lebih banyak dibanding dengan hasil *Random Forest*.

Secara keseluruhan, *SVM* kemungkinan dapat melakukan klasifikasi lebih baik pada klasifikasi label sentimen. Ini karena konsep *SVM* adalah untuk menentukan *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua kelas dalam ruang input [16], sehingga lebih tahan terhadap *overfitting* pada data dengan dimensi tinggi seperti data teks. Sementara *Random Forest* kemungkinan bekerja lebih optimal pada data numerik atau fitur yang saling independen. Untuk itu, metode pemodelan dengan *Random Forest* perlu dilakukan improvisasi yang mendalam seperti yang dilakukan pada jurnal yang berjudul “*An Improved Random Forest Classifier for Text Categorization.*” [17], *Random Forest* ini kemungkinan memiliki performa yang bisa sedikit menurun saat berhadapan dengan data teks yang memiliki korelasi antar kata dan sparsitas tinggi.

4. KESIMPULAN

Hasil analisis menunjukkan bahwa sebanyak 60,4% ulasan pengguna tergolong dalam kategori negatif, sedangkan 39,6% termasuk kategori positif. Hal ini mencerminkan adanya kecenderungan ketidakpuasan dari mayoritas pengguna terhadap pengalaman mereka dalam menggunakan aplikasi tersebut. Pada tahap pemodelan, algoritma *SVM* memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 81%, disusul oleh *Random Forest* dengan akurasi sebesar 80%. Kedua model mampu mengklasifikasikan sentimen dengan cukup baik, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan terutama dalam mengklasifikasikan sentimen positif secara lebih akurat.

Adapun keterbatasan dalam penelitian ini terletak pada proses *scrapping* data, dimana karena keterbatasan bahasa dan *tools* dalam proses, keseluruhan ulasan tidak dapat dilakukan analisis, sehingga penelitian ini hanya mengambil ulasan berbahasa Indonesia. Selain itu, keterbatasan lain adalah regulasi aturan pada *Google Play Store* yang membatasi jumlah pengambilan data saat *scrapping* serta ketiadaan penanganan terhadap data yang tidak berdistribusi seimbang. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya diharapkan dapat mempertimbangkan untuk melakukan penanganan pada data yang berdistribusi tidak seimbang, dan penggunaan pendekatan *machine learning* yang lebih *advanced* atau integrasi fitur semantik untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen serta memperluas wawasan mengenai konteks opini pengguna dalam jangkauan internasional.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa pendekatan *machine learning* dengan algoritma *SVM* lebih efektif digunakan dalam mengidentifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi, karena *SVM* kemungkinan dapat melakukan klasifikasi lebih baik pada klasifikasi label sentimen, daripada *Random Forest* yang cenderung bekerja lebih optimal pada data yang numerik dibanding dengan data teks. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan masukan yang berguna bagi pengembang aplikasi *Maxim Merchant* dalam melakukan evaluasi serta peningkatan kualitas layanan berdasarkan masukan pengguna. Sehingga, pihak pengembang dapat meningkatkan stabilitas aplikasi, mempercepat proses layanan pengiriman atau transaksi, serta menanggapi keluhan pengguna secara lebih responsif, khususnya pada aspek-aspek yang sering dikeluhkan dalam ulasan dengan sentimen negatif.

REFERENSI

- [1] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022, Accessed: Jun. 03, 2025. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/download/11562/5130>
- [2] A. A. Permana, M. F. Fahrezi, D. Y. Priyanggodo, D. A. Kristiyanti, and M. Sihotang, "SENTIMEN ANALISIS OPINI MASYARAKAT PADA MEDIA SOSIAL TWITTER TERHADAP VAKSIN BERBAYAR MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER (NBC)," *JTS : Jurnal Teknik*, vol. 10, no. 2, pp. 84–92, 2021, Accessed: Jun. 03, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.umt.ac.id/index.php/jt/article/download/5471/2953>
- [3] T. R. Salsabilla and N. Pratiwi, "Penerapan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen pada X (Twitter) Mengenai Obat Penyebab Gagal Ginjal Akut pada Anak," *Jurnal Teknik Informatika dan Komputer*, vol. 3, no. 2, 2024, Accessed: Jun. 03, 2025. [Online]. Available: <https://journal.uhamka.ac.id/index.php/jutikom/article/view/16892>
- [4] G. P. Insany, I. L. Kharisma, and R. Rosmawati, "Penerapan Algoritma Random Forest untuk Menganalisis Ulasan Aplikasi Spotify pada Google Play," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 369–378, Dec. 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i2.26394.
- [5] G. R. Ramadhan and C. A. Sugianto, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI DANA DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 5, 2024, doi: <http://dx.doi.org/10.36040/jati.v8i5.10732>.
- [6] M. R. Hanafi and R. K. R., "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sirekap di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1578–1586, Oct. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1693.
- [7] A. M. B. Ledjap, F. P. Rochmawati, D. A. E. Marsanda, and P. S. Angraini, "Pemanfaatan Natural Language Processing Untuk Pececekan Ejaan Sesuai KBBI," *JAMASTIKA*, vol. 3, no. 2, 2024, Accessed: Jun. 03, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.unw.ac.id/index.php/jamastika/article/view/3255/2381>
- [8] S. J. Angelina, A. B. P. Negara, and H. Muhandi, "Analisis Pengaruh Penerapan Stopword Removal Pada Performa Klasifikasi Sentimen Tweet Bahasa Indonesia," *JUARA (Jurnal Aplikasi dan Riset Informatika)*, vol. 02, no. 1, 2023, doi: 10.26418/juara.v2i1.69680.
- [9] V. Foswanto, E. Sulistianingsih, and H. Perdana, "IMPLEMENTASI WEB SCRAPING UNTUK ANALISIS ULASAN FILM KKN DI DESA PENARI MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER," *Equator: Journal of Mathematical and Statistical Sciences (EJMSS)*, vol. 3, no. 1, 2024, Accessed: Jun. 03, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/EMSS/article/view/76237/75676603880>
- [10] A. Sukmawati, D. E. Ratnawati, and N. Y. Setiawan, "ANALISIS SENTIMEN APLIKASI GLINTS BERDASARKAN ULASAN GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 1, pp. 2548–964, 2017, Accessed: Jun. 03, 2025. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/14107/6300>
- [11] T. Ernayanti, M. Mustafid, A. Rusgiyono, and A. Hakim, "PENGUNAAN SELEKSI FITUR CHI-SQUARE DAN ALGORITMA MULTINOMIAL NAÏVE BAYES UNTUK ANALISIS SENTIMEN PELANGGGAN TOKOPEDIA," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, pp. 562–571, Nov. 2022, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.562-571.
- [12] F. Nufairi, N. Pratiwi, and F. Herlando, "ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN APLIKASI THREADS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 339–348, Feb. 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i1.4929.
- [13] S. S. M. Wara, A. F. Adziima, M. Nasrudin, and A. R. Pratama, "Predictive Analysis of Government Application Comment on Playstore with Clustered Support Vector Machine," *2024 IEEE 10th Information Technology International Seminar (ITIS)*, 2024, doi: <https://doi.org/10.1109/ITIS64716.2024.10845453>.
- [14] D. Irawan, E. Budi Perkasa, Y. Yurindra, D. Wahyuningsih, and E. Helmud, "Perbandingan Klasifikasi SMS Berbasis Support Vector Machine, Naive Bayes Classifier, Random Forest dan Bagging Classifier," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 10, pp. 432–437, Dec. 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i3.1302.
- [15] N. Alvionika, S. Faisal, R. Rahmat, and A. F. N. Masruriyah, "Analisis Sentimen Pada Komentar Instagram Provider By.U Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors (KNN)," *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 2, pp. 50–63, Nov. 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-2.1672.
- [16] F. A. Kusumo, D. R. S. Saputro, and P. Widyaningsih, "SENTIMENT ANALYSIS OF REVIEWS ON X APPS ON GOOGLE PLAY STORE USING SUPPORT VECTOR MACHINE AND N-GRAM FEATURE SELECTION," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 19, no. 2, pp. 1037–1046, Apr. 2025, doi: 10.30598/barekengvol19iss2pp1037-1046.
- [17] B. Xu, X. Guo, Y. Ye, and J. Cheng, "An improved random forest classifier for text categorization," *Journal of Computers (Finland)*, vol. 7, no. 12, pp. 2913–2920, 2012, doi: 10.4304/jcp.7.12.2913-2920.