



## ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP APLIKASI MYPERTAMINA PADA GOOGLE PLAYSTORE

**Muhammad Ikhwan  
Burhan <sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Parepare, Indonesia

(\* Email Corresponding author: ikhwan@ith.ac.id)

### Article History

Received: 13-09-2024

Revised: 17-10-2024

Accepted: 11-12-2024

Published: 13-01-2024

### Kata Kunci

Analisis Sentimen,  
MyPertamina, SVM, Ulasan  
Pengguna

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap aplikasi MyPertamina di Google Playstore guna memahami persepsi pengguna serta mengidentifikasi permasalahan utama yang dihadapi. Metode yang digunakan adalah analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang telah dioptimalkan. Data diperoleh dari ulasan pengguna pada Google Playstore dalam rentang waktu tertentu, kemudian dilakukan pra-pemrosesan dan klasifikasi sentimen menjadi positif, negatif, atau netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas ulasan bersentimen positif, namun terdapat sejumlah ulasan negatif yang mencerminkan tantangan teknis dan kebijakan dalam penggunaan aplikasi. Model SVM berhasil mencapai akurasi 85,31%, menunjukkan efektivitas dalam mengidentifikasi sentimen publik. Hasil ini diharapkan dapat membantu PT Pertamina dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi MyPertamina.

Kata kunci: Analisis Sentimen, MyPertamina, SVM, Ulasan Pengguna

### ABSTRACT

*This study aims to analyze public sentiment towards the MyPertamina application on Google Playstore in order to understand user perceptions and identify the main problems faced. The method used is machine learning-based sentiment analysis with the optimized Support Vector Machine (SVM) algorithm. Data was obtained from user reviews on Google Playstore within a certain time period, then pre-processed and classified sentiment into positive, negative, or neutral. The results showed that the majority of reviews were positive, but there were a number of negative reviews that reflected technical and policy challenges in using the application. The SVM model managed to achieve an accuracy of 85.31%, indicating effectiveness in identifying public sentiment. These results are expected to help PT Pertamina in improving the quality of MyPertamina application services.*

*Keywords: Sentiment Analysis, MyPertamina, SVM, User Reviews*

**DOI:** 10.56858/jmpkn.v8i1.390



## 1. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, aplikasi mobile telah menjadi bagian integral dari kehidupan masyarakat modern. Aplikasi ini tidak hanya mempermudah aktivitas sehari-hari, tetapi juga menjadi jembatan antara pengguna dan penyedia layanan. Salah satu aplikasi yang memiliki peran penting dalam ekosistem digital Indonesia adalah MyPertamina, aplikasi resmi dari PT Pertamina (Persero) yang menyediakan berbagai layanan bagi pelanggan, mulai dari pembelian bahan bakar, pembayaran, hingga layanan lainnya yang terkait dengan energi dan transportasi. Aplikasi ini menjadi sangat relevan mengingat PT Pertamina adalah salah satu perusahaan energi terbesar di Indonesia yang melayani kebutuhan masyarakat akan bahan bakar dan produk energi lainnya (Hikmawati, 2022).

Seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna aplikasi MyPertamina, timbul tantangan baru terkait bagaimana masyarakat merespon dan menilai aplikasi tersebut. Respon pengguna terhadap aplikasi seringkali tercermin melalui ulasan dan rating yang diberikan di platform distribusi aplikasi seperti Google Playstore. Ulasan ini memberikan informasi berharga bagi pengembang untuk mengevaluasi performa aplikasi serta memahami kebutuhan pengguna. Lebih dari itu, ulasan tersebut juga dapat menjadi cermin bagi calon pengguna yang mempertimbangkan untuk mengunduh dan menggunakan aplikasi tersebut (Gilbert et al., 2023).

Namun, ulasan yang ada tidak selalu bersifat positif. Beberapa pengguna mungkin mengalami kesulitan dalam penggunaan aplikasi, masalah teknis, atau ketidakpuasan terhadap layanan yang diberikan. Di sinilah pentingnya analisis sentimen, yang dapat memberikan wawasan mendalam terkait persepsi publik terhadap aplikasi tersebut. Analisis sentimen adalah pendekatan yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini yang diekspresikan dalam sebuah teks, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Dengan menggunakan metode ini, perusahaan seperti Pertamina dapat secara proaktif menangani masalah yang dihadapi pengguna, sekaligus meningkatkan kualitas layanan dan fungsionalitas aplikasi (Gilbert et al., 2023).

Penelitian ini difokuskan pada analisis sentimen terhadap aplikasi MyPertamina di platform Google Playstore selama periode tertentu. Tujuannya adalah untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi tersebut, mengidentifikasi masalah utama yang dihadapi pengguna, serta memberikan rekomendasi berdasarkan hasil analisis. Google Playstore dipilih sebagai platform analisis karena menjadi salah satu sumber utama ulasan publik terkait aplikasi mobile yang digunakan oleh pengguna Android, yang merupakan mayoritas pengguna smartphone di Indonesia.

Lebih lanjut, aplikasi MyPertamina memiliki peran strategis dalam mendukung program pemerintah, khususnya dalam distribusi bahan bakar bersubsidi. Dengan mengintegrasikan sistem pembayaran non-tunai dan program-program khusus seperti subsidi tepat, aplikasi ini diharapkan mampu meningkatkan transparansi dan efisiensi dalam penyaluran subsidi bahan bakar. Namun, implementasi teknologi baru ini tidak terlepas dari tantangan, seperti resistensi pengguna, masalah teknis, atau bahkan keluhan terhadap kebijakan perusahaan yang mungkin dianggap tidak memadai oleh sebagian pengguna.

Berdasarkan hal ini, analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi MyPertamina di Google Playstore dapat memberikan gambaran yang lebih jelas tentang bagaimana publik merespon aplikasi ini. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan yang berharga bagi PT Pertamina dalam mengembangkan aplikasi MyPertamina lebih lanjut, serta membantu meningkatkan kepuasan pelanggan.

## 2. LITERATUR REVIEW

Analisis sentimen adalah cabang dari pemrosesan bahasa alami (NLP) yang secara khusus berfokus pada identifikasi, ekstraksi, dan klasifikasi opini yang diekspresikan dalam teks menjadi sentimen positif, negatif, atau netral (Wankhade et al., 2022). Teknik ini telah berkembang pesat, terutama seiring dengan meningkatnya volume data dari media sosial dan platform ulasan, yang memungkinkan organisasi untuk mendapatkan wawasan mendalam tentang persepsi publik terhadap produk dan layanan mereka. Dalam konteks aplikasi mobile, analisis sentimen memainkan peran penting dalam mengevaluasi performa dan popularitas aplikasi berdasarkan ulasan pengguna (P. S. Chauhan, S. Ranjan, A. Kumar, 2020).

pendekatan analisis sentimen terbagi menjadi tiga kategori utama: berbasis leksikon, berbasis pembelajaran mesin, dan berbasis deep learning. Pendekatan berbasis leksikon memanfaatkan kumpulan kata atau frasa yang sudah dikelompokkan sebelumnya ke dalam kategori sentimen. Algoritme ini menghitung kemunculan kata-kata yang berkaitan dengan sentimen positif atau negatif dalam teks (Birjali et al., 2021). Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam hal menangani konteks dan ambiguitas bahasa, seperti ironi atau sarkasme, yang sering muncul dalam ulasan online.

Pendekatan berbasis pembelajaran mesin menggunakan model prediktif yang dilatih pada dataset ulasan berlabel, di mana setiap ulasan sudah diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen tertentu. Algoritme seperti Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Decision Tree sering digunakan untuk tujuan ini (Alsayat, 2022). Penelitian menunjukkan bahwa model berbasis pembelajaran mesin umumnya lebih akurat dalam menangani variasi bahasa, meskipun memerlukan dataset yang besar untuk pelatihan dan pengujian. Penelitian oleh A. Tripathy et al. (2023) menunjukkan bahwa pendekatan berbasis n-gram dan pembelajaran mesin menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam klasifikasi sentimen ulasan produk dibandingkan dengan metode berbasis leksikon.

Dengan kemajuan teknologi, pendekatan deep learning juga semakin sering diterapkan dalam analisis sentimen, terutama untuk menangani dataset yang sangat besar dan kompleks. Recurrent Neural Networks (RNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) adalah beberapa model deep learning yang mampu menangkap konteks yang lebih dalam dari teks, serta memperhitungkan urutan kata dalam kalimat. Penelitian (Tripathy et al., 2023) menunjukkan bahwa model LSTM memberikan performa yang sangat baik dalam menangani ulasan pengguna yang kompleks dan penuh emosi.

Meskipun analisis sentimen memberikan banyak manfaat, masih ada sejumlah tantangan yang harus diatasi. Salah satu tantangan utama adalah ketidakmampuan beberapa model analisis sentimen dalam menangani sarkasme dan ironi, yang sering muncul dalam ulasan negatif. Sarkasme dapat membalikkan arti dari kalimat secara keseluruhan, sehingga model yang mengandalkan pada kata-kata positif atau negatif secara individual dapat memberikan hasil yang keliru (Jing et al., 2021). Selain itu, ulasan sering kali berisi kesalahan pengetikan, bahasa informal, dan singkatan, yang menyulitkan pemrosesan teks secara otomatis (Nandwani & Verma, 2021).

Tantangan lain adalah menangani ulasan yang mencakup multi-sentimen, di mana pengguna mungkin menyebutkan beberapa aspek aplikasi, seperti antarmuka pengguna, performa teknis, dan layanan pelanggan, dalam satu ulasan. Dalam kasus ini, satu ulasan dapat berisi kombinasi dari sentimen positif, negatif, atau netral terhadap berbagai aspek aplikasi. Untuk menangani masalah ini, diperlukan pendekatan yang lebih canggih seperti analisis sentimen berbasis aspek atau fitur (Jing et al., 2021).

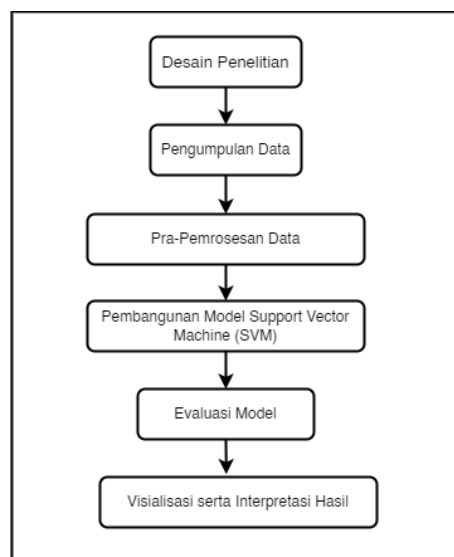
Sebagai aplikasi yang dirancang untuk mendukung transaksi bahan bakar dan program subsidi pemerintah, MyPertamina memegang peran penting dalam menghubungkan konsumen dengan layanan Pertamina. Namun, seperti yang terlihat dari ulasan di Google Playstore, aplikasi ini masih menghadapi beberapa tantangan, terutama dalam hal pengalaman pengguna dan keandalan sistem. Ulasan pengguna sering kali mencakup keluhan mengenai masalah teknis, seperti kesulitan dalam mengakses aplikasi, kecepatan respon, dan kesalahan dalam transaksi (Dave et al., 2023).

Selain itu, beberapa pengguna menyatakan ketidakpuasan terhadap kebijakan Pertamina dalam hal penggunaan aplikasi untuk akses subsidi bahan bakar, yang dianggap mempersulit proses bagi mereka yang kurang terbiasa dengan teknologi digital (Yogesh & R, 2020). Analisis sentimen dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang masalah-masalah ini dan membantu Pertamina dalam meningkatkan kualitas aplikasi, baik dari segi fungsionalitas maupun kebijakan.

Dengan menggunakan analisis sentimen pada ulasan MyPertamina, penelitian ini diharapkan dapat mengidentifikasi masalah utama yang dihadapi oleh pengguna, baik dari segi teknis maupun kebijakan, serta memberikan rekomendasi yang dapat digunakan Pertamina untuk meningkatkan kualitas aplikasi. Studi ini juga memperkaya literatur dalam bidang analisis sentimen dengan mengaplikasikan metode yang telah terbukti efektif dalam konteks aplikasi mobile, seperti yang dilakukan oleh Tripathy et al. (2016), serta memperkenalkan pendekatan yang lebih adaptif terhadap tantangan spesifik dalam ulasan multi-sentimen.

### 3. METODE PENELITIAN

Secara umum terdapat 6 langkah dalam metode penelitian yang digunakan, yaitu; Desain Penelitian, Pengumpulan Data, Pra-Pemrosesan Data; Pembangunan Model Support Vector Machine (SVM); Evaluasi Model; dan. Metode penelitian tersebut ditunjukkan pada Gambar. 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif yang bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap aplikasi MyPertamina berdasarkan ulasan pengguna di Google Playstore. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah ulasan yang didapat dari platform Google Playstore dalam rentang waktu tertentu, yaitu dari 1 Januari 2024 hingga 30 September 2024. Teknik analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis sentimen yang bertujuan untuk mengklasifikasikan

setiap ulasan menjadi kategori sentimen positif, negatif, atau netral. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan pembelajaran mesin dengan algoritma Support Vector Machine (SVM). SVM dipilih karena kemampuannya yang baik dalam mengklasifikasikan teks ke dalam kategori yang telah ditentukan. SVM dikenal efektif dalam menangani dataset yang bersifat linear maupun non-linear, serta mampu menghasilkan hyperplane terbaik yang memisahkan kelas-kelas sentimen dengan margin terbesar (Ashok Kumar et al., 2022). Selain itu, SVM juga memiliki performa yang baik dalam klasifikasi teks dan telah digunakan dalam banyak penelitian terkait analisis sentimen (Liu, 2012)

Data ulasan pengguna diambil dari aplikasi MyPertamina di Google Playstore menggunakan library Python google-play-scraper. Proses pengumpulan data melibatkan scraping ulasan aplikasi dengan mengambil beberapa fitur seperti nama pengguna, skor (rating), konten ulasan, jumlah “thumbs up” yang diterima ulasan, serta tanggal ulasan diunggah.

Setelah data dikumpulkan, dilakukan proses pra-pemrosesan untuk memastikan data siap untuk dianalisis. Proses ini melibatkan penghapusan karakter-karakter yang tidak diperlukan, seperti tanda baca, angka, dan simbol-simbol lain yang tidak memberikan informasi sentimen. Pra-pemrosesan teks merupakan langkah penting dalam analisis sentimen untuk meningkatkan kualitas data yang akan digunakan oleh model pembelajaran mesin. Tahapan pra-pemrosesan dalam penelitian ini meliputi; Tokenisasi; Lowercasing; Penghapusan Stopeords; Lemmatization; dan Vectorization.

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi sentimen. Dalam penelitian ini, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam tiga kelas: positif, negatif, dan netral. SVM bekerja dengan cara mencari hyperplane terbaik yang dapat memisahkan kelas-kelas data dengan margin terbesar. Algoritma ini menggunakan kernel trick untuk memetakan data ke dalam dimensi yang lebih tinggi, sehingga memungkinkan pemisahan yang lebih baik bagi data yang tidak linear (Kurani et al., 2023). Langkah-langkah pembangunan model SVM pada penelitian ini adalah; Pembagian data (data set dan data training); Pelatihan model SVM; Pengoptimalan Huperparameter.

Setelah model dilatih, dilakukan pengujian pada data test untuk mengevaluasi performa model. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, antara lain; Akurasi, Precision dan Recall; dan F1 Score.

Untuk memudahkan interpretasi hasil analisis, dilakukan visualisasi berupa; Word Cloud dan Confusion Matrix. Setelah hasil klasifikasi diperoleh, dilakukan analisis lebih mendalam terhadap ulasan-ulasan yang diklasifikasikan sebagai sentimen negatif untuk mengidentifikasi isu-isu utama yang dihadapi oleh pengguna aplikasi MyPertamina. Selain itu, ulasan dengan sentimen positif juga dianalisis untuk mengidentifikasi fitur-fitur yang paling dihargai oleh pengguna.

Interpretasi hasil ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi pengembang aplikasi MyPertamina untuk meningkatkan kualitas aplikasi, baik dari segi teknis maupun fungsionalitas. Hasil analisis ini juga dapat digunakan oleh PT Pertamina untuk mengevaluasi kebijakan terkait aplikasi dan layanan berbasis digital.

## **4. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **4.1 Pra-pemrosesan Data**

Pra-pemrosesan data adalah langkah penting dalam analisis teks untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam model machine learning. Pada tahap ini, beberapa teknik



diterapkan untuk membersihkan dan menyederhanakan data ulasan aplikasi MyPertamina. Berikut adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam pra-pemrosesan data beserta perbandingan sebelum dan sesudah pemrosesan.

Langkah-langkah pra-pemrosesan dalam analisis sentimen meliputi beberapa tahapan penting. Pertama, dilakukan penghapusan tanda baca dan simbol. Setiap ulasan sering kali mengandung karakter non-alfabetik, seperti tanda baca (contohnya ".", "!", "?"), angka, dan simbol lainnya yang tidak relevan dengan analisis sentimen, sehingga perlu dihilangkan. Selanjutnya, teks dikonversi ke huruf kecil agar tidak ada perbedaan antara kata yang sama yang ditulis dalam huruf kapital dan huruf kecil, seperti "Bagus" dan "bagus". Setelah itu, stopwords—kata-kata umum yang tidak memberikan banyak informasi dalam analisis teks, seperti "dan", "yang", "dengan"—dihapus, sehingga model dapat lebih fokus pada kata-kata yang lebih bermakna. Langkah berikutnya adalah tokenisasi, yaitu memecah ulasan menjadi kata-kata individual (token) untuk memudahkan analisis teks lebih lanjut. Terakhir, proses stemming atau lemmatization, yang berfungsi mengubah setiap kata menjadi bentuk dasarnya (misalnya, "membantu" menjadi "bantu"), adalah langkah opsional dalam studi ini. Walaupun tidak diterapkan secara eksplisit dalam penelitian ini, langkah tersebut dapat digunakan untuk pengolahan lebih lanjut jika diperlukan. Pada bagian ini, dilakukan perbandingan antara ulasan sebelum dan sesudah proses pra-pemrosesan untuk menunjukkan perbedaan yang terjadi. Sebagai contoh, ulasan asli berbunyi, "Makin lama makin dipersulit aja yg untuk pengisian BBM, aplikasi ga jelas!" mengalami berbagai modifikasi setelah pra-pemrosesan. Ulasan tersebut berubah menjadi, "makin lama makin dipersulit pengisian BBM aplikasi ga jelas." Perbandingan ini menyoroti beberapa perubahan penting, seperti penghapusan tanda baca, konversi semua kata menjadi huruf kecil, serta penghapusan stopwords seperti "aja" dan "yg." Dengan demikian, teks yang dihasilkan menjadi lebih bersih dan siap untuk proses vektorisasi dalam analisis lebih lanjut. Untuk memperjelas perubahan yang terjadi selama proses pra-pemrosesan, visualisasi dalam bentuk Word Cloud dapat digunakan. Word Cloud sebelum dan sesudah pra-pemrosesan memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana teks diolah. Sebelum pra-pemrosesan, ulasan masih mengandung banyak kata-kata yang tidak relevan seperti "aja", "dan", "yang", serta simbol dan tanda baca. Word Cloud ini menunjukkan bahwa teks masih dipenuhi dengan elemen-elemen yang tidak dibutuhkan dalam analisis. Sebaliknya, setelah pra-pemrosesan, Word Cloud menunjukkan kata-kata yang lebih informatif dan signifikan seperti "BBM", "dipersulit", "aplikasi", dan "pengisian" yang menjadi lebih menonjol. Hal ini menunjukkan bahwa teks telah dibersihkan dari elemen-elemen yang tidak relevan dan siap untuk dianalisis lebih lanjut dalam konteks analisis sentimen. Kedua Word Cloud ini akan ditampilkan untuk memberikan perbandingan visual yang lebih jelas. Perbandingan wordcloud dapat dilihat pada Gambar. 2.





Gambar 2. Perbedaan Word Cloud Pra-Pemrosesan

## 4.2 Model Support Vector Machine (SVM)

bagian ini, model Support Vector Machine (SVM) dilatih untuk melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan ulasan pengguna aplikasi MyPertamina di Google Playstore. SVM dipilih karena kemampuannya yang kuat dalam mengklasifikasikan data teks, terutama dengan kemampuannya memisahkan kelas-kelas yang berbeda dengan margin yang besar. Pelatihan model ini terdiri dari beberapa tahapan penting.

Tahap pertama adalah vektorisasi teks menggunakan teknik TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency). Teknik ini mengubah teks menjadi representasi numerik agar dapat diproses oleh model SVM. TF-IDF membantu mengukur frekuensi relatif dari setiap kata dalam ulasan, memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata yang jarang muncul di seluruh dataset tetapi sering muncul dalam ulasan tertentu. Ini membantu menyoroti kata-kata yang paling relevan untuk analisis sentimen. Setelah vektorisasi, dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% digunakan untuk pelatihan model, dan 20% digunakan untuk pengujian model.

Langkah berikutnya adalah pelatihan model SVM menggunakan kernel linear. SVM berupaya menemukan hyperplane yang dapat memisahkan kelas sentimen (positif, negatif, dan netral) dengan margin terbesar. Untuk menangani klasifikasi multi-kelas, digunakan pendekatan One-vs-Rest (OvR), di mana setiap kelas dibandingkan dengan dua kelas lainnya. Selain itu, dilakukan pengoptimalan hyperparameter untuk memastikan kinerja terbaik, termasuk pengaturan parameter C (parameter regularisasi) yang mempengaruhi margin dan toleransi kesalahan klasifikasi.

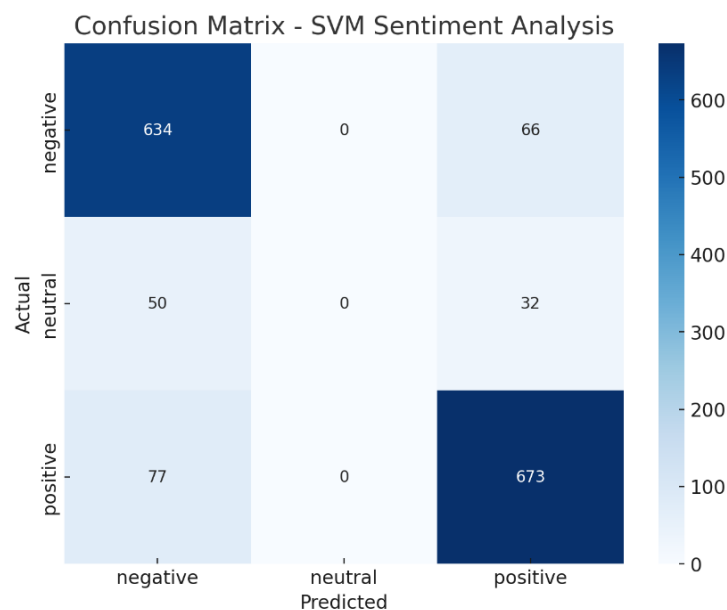
Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan data pengujian. Beberapa metrik yang digunakan untuk menilai performa model termasuk akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil pelatihan model menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel linear mampu mencapai akurasi sebesar 85.31%, precision 80.79%, recall 85.31%, dan F1-score 82.98%. Hasil ini menunjukkan bahwa model SVM cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen dari ulasan pengguna aplikasi MyPertamina.

## 4.3 Visualisasi Hasil.

Pada tahap visualisasi hasil klasifikasi digunakan untuk memahami kinerja model SVM secara lebih mendalam. Salah satu alat utama yang digunakan adalah confusion matrix, yang memberikan gambaran tentang seberapa baik model dalam mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen yang benar. Confusion matrix menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas sentimen. Diagonal confusion matrix mewakili jumlah ulasan yang diklasifikasikan dengan benar, seperti ulasan positif yang memang dikategorikan sebagai positif. Sebaliknya, bagian di luar diagonal menunjukkan jumlah ulasan yang salah klasifikasi, misalnya ulasan positif yang dikategorikan sebagai negatif atau netral.

Selain confusion matrix, kinerja model juga dianalisis melalui metrik precision, recall, dan F1-score per kelas sentimen. Visualisasi ini memberikan wawasan detail tentang performa model pada setiap kategori sentimen (positif, negatif, dan netral). Grafik precision, recall, dan F1-score menunjukkan bahwa model bekerja lebih baik dalam mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif, dengan nilai precision dan recall yang lebih tinggi untuk kedua kelas tersebut. Namun, kinerja model sedikit menurun pada kelas netral, yang terlihat dari precision dan recall yang lebih rendah. Ini menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam membedakan ulasan netral dari ulasan lainnya.

Interpretasi hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM memiliki kinerja yang baik dalam mendeteksi ulasan dengan sentimen jelas, terutama yang bersifat positif atau negatif. Namun, model cenderung kesulitan dalam mengklasifikasikan ulasan netral. Untuk memberikan pemahaman yang lebih jelas tentang hasil evaluasi ini, digunakan visualisasi berupa confusion matrix dan grafik batang untuk precision, recall, serta F1-score per kelas sentimen. Dengan visualisasi ini, kita dapat mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki dan memastikan model bekerja lebih optimal pada setiap kategori sentimen.



Gambar 2. Confusion Matrix

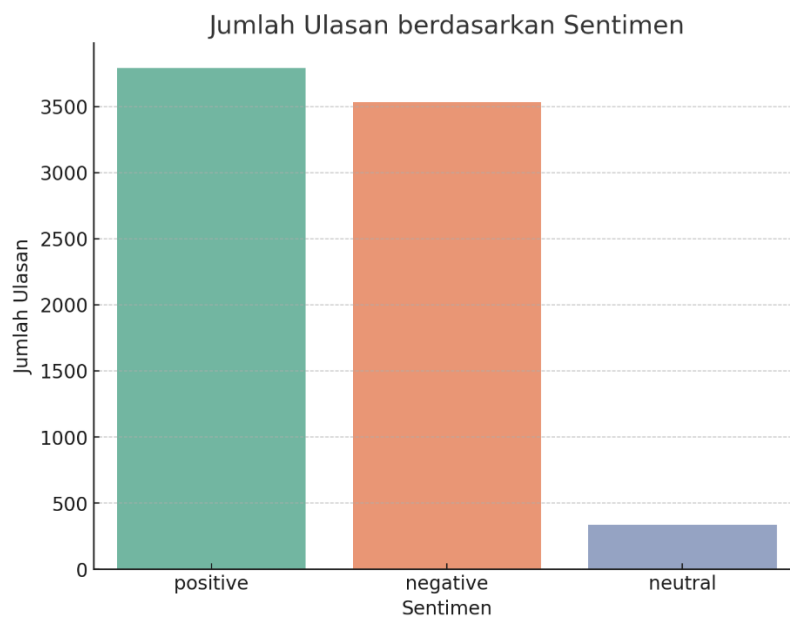


Hasil dari analisis sentimen menggunakan model Support Vector Machine (SVM) memberikan kinerja yang cukup baik. Berikut adalah metrik evaluasi dari model SVM yang digunakan untuk analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi MyPertamina:

**Tabel 1. Matriks Evaluasi**

Matriks Evaluasi	Hasil
Akurasi	85.31%
Precision	80.79%
Recall	85.31%
F1 Score	82.98%

#### 4.3 Interpretasi Hasil.



**Gambar 3. Grafik Ulasan Sentimen**

Gambar disisipkan di dalam *text box* dan *figures caption* (keterangan gambar) diletakkan di bawah gambar. Grafik di atas menunjukkan jumlah ulasan berdasarkan sentimen (positif, negatif, dan netral) untuk aplikasi MyPertamina. Dari visualisasi ini, kita dapat melihat distribusi ulasan sentimen: Sentimen positif memiliki jumlah ulasan yang paling banyak, menunjukkan bahwa mayoritas pengguna memberikan ulasan yang baik; Sentimen negatif juga cukup signifikan, yang mengindikasikan bahwa ada masalah yang dihadapi oleh sebagian pengguna; Sentimen netral memiliki jumlah yang lebih sedikit dibandingkan dua kategori lainnya.

Kategori sentimen positif mencakup ulasan dengan rating 4 dan 5, yang menandakan bahwa pengguna merasa puas dengan aplikasi MyPertamina. Dari grafik yang ditampilkan, terlihat bahwa mayoritas ulasan berada dalam kategori positif, yang menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memiliki pengalaman yang baik saat menggunakan aplikasi. Ulasan positif ini sering kali mencerminkan kemudahan penggunaan, fungsionalitas yang baik, dan layanan yang memuaskan.

Jumlah ulasan yang dominan di kategori ini merupakan indikator penting bahwa aplikasi telah memberikan manfaat bagi pengguna dan memenuhi harapan mereka.

Sentimen negatif mencakup ulasan dengan rating 1 dan 2, yang menandakan ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi. Jumlah ulasan negatif juga cukup signifikan, meskipun tidak sebanyak ulasan positif. Ini mengindikasikan bahwa ada sejumlah pengguna yang mengalami masalah dengan aplikasi, seperti bug, kesalahan dalam fungsionalitas, atau pengalaman pengguna yang tidak memuaskan. Ulasan negatif ini sering kali menyebutkan masalah teknis seperti kesulitan dalam mengakses aplikasi, masalah transaksi, atau fitur yang tidak bekerja sesuai harapan. Ini memberikan sinyal kepada tim pengembang untuk memperbaiki atau meningkatkan aspek-aspek tertentu dari aplikasi.

Sentimen netral mencakup ulasan dengan rating 3, yang menandakan bahwa pengguna merasa biasa saja terhadap aplikasi — tidak terlalu puas, namun juga tidak sepenuhnya tidak puas. Jumlah ulasan netral lebih sedikit dibandingkan ulasan positif dan negatif. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna cenderung lebih memihak ke arah yang jelas, yaitu sangat puas atau sangat tidak puas. Ulasan netral biasanya memberikan tanggapan yang lebih umum dan tidak terlalu mengarah pada masalah atau pujian spesifik. Ulasan dalam kategori ini mungkin mencerminkan pengalaman yang bervariasi di mana pengguna merasa aplikasi berfungsi dengan baik, namun masih ada beberapa hal yang bisa ditingkatkan.

## **5. KESIMPULAN**

**Dominasi Sentimen Positif:** Mayoritas ulasan pengguna menunjukkan sentimen positif, yang mencerminkan kepuasan pengguna terhadap aplikasi MyPertamina. Pengguna umumnya memberikan rating tinggi dan menyatakan bahwa aplikasi ini memudahkan berbagai transaksi terkait bahan bakar serta layanan yang disediakan oleh Pertamina. Ini menunjukkan bahwa aplikasi telah memberikan manfaat yang nyata bagi banyak pengguna. **Tingkat Ketidakpuasan:** Meskipun mayoritas ulasan bersifat positif, terdapat sejumlah ulasan dengan sentimen negatif yang signifikan. Pengguna yang tidak puas biasanya menyampaikan keluhan terkait masalah teknis seperti bug, kesulitan dalam mengakses aplikasi, kesalahan saat transaksi, dan ketidakfungsian beberapa fitur penting. Hal ini mengindikasikan bahwa ada area yang perlu ditingkatkan oleh pengembang aplikasi, terutama dalam hal stabilitas dan keandalan fitur. **Sentimen Netral:** Ulasan dengan sentimen netral relatif lebih sedikit dibandingkan dengan ulasan positif dan negatif. Ulasan netral ini biasanya tidak menyebutkan pujian atau keluhan yang spesifik, namun menunjukkan bahwa aplikasi bekerja cukup baik meskipun ada ruang untuk perbaikan. **Kinerja Model SVM:** Model SVM yang digunakan dalam analisis sentimen ini berhasil mengklasifikasikan ulasan dengan akurasi 85.31%, menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam menganalisis teks ulasan dan membedakan antara ulasan positif, negatif, dan netral. Metrik evaluasi seperti precision, recall, dan F1-score juga menunjukkan hasil yang memuaskan, terutama pada sentimen positif dan negatif. Namun, terdapat sedikit kesulitan dalam mengklasifikasikan ulasan netral, yang merupakan tantangan umum dalam analisis sentimen. **Rekomendasi untuk Pengembang Aplikasi:** Berdasarkan temuan ini, direkomendasikan agar tim pengembang aplikasi fokus pada perbaikan masalah teknis yang sering dikeluhkan dalam ulasan negatif, seperti kesalahan dalam transaksi dan masalah akses. Selain itu, penting untuk terus mempertahankan aspek-aspek yang telah membuat banyak pengguna merasa puas, seperti kemudahan penggunaan dan fitur yang bermanfaat. Meningkatkan stabilitas

aplikasi akan berpotensi menurunkan jumlah ulasan negatif dan meningkatkan kepuasan keseluruhan pengguna. Peluang untuk Penelitian Lanjutan: Analisis lebih mendalam dapat dilakukan dengan menambahkan teknik sentiment analysis berbasis aspek untuk mengidentifikasi fitur-fitur spesifik dari aplikasi yang paling banyak mendapatkan pujian atau keluhan. Selain itu, model machine learning yang lebih kompleks seperti Recurrent Neural Networks (RNN) atau Long Short-Term Memory (LSTM) dapat digunakan untuk memperbaiki klasifikasi sentimen, terutama untuk ulasan netral yang lebih sulit diprediksi. Kesimpulannya, aplikasi MyPertamina telah memberikan dampak positif bagi banyak pengguna, namun perbaikan pada beberapa aspek teknis sangat diperlukan untuk meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Model SVM terbukti efektif dalam menganalisis sentimen, dan hasil ini dapat menjadi dasar yang baik bagi Pertamina untuk meningkatkan kualitas aplikasi di masa mendatang

## DAFTAR PUSTAKA

- Alsayat, A. (2022). Improving Sentiment Analysis for Social Media Applications Using an Ensemble Deep Learning Language Model. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 47(2), 2499–2511. <https://doi.org/10.1007/s13369-021-06227-w>
- Ashok Kumar, J., Abirami, S., & Trueman, T. E. (2022). An N-Gram Feature-Based Sentiment Classification Model for Drug User Reviews (pp. 277–297). [https://doi.org/10.1007/978-981-16-2674-6\\_22](https://doi.org/10.1007/978-981-16-2674-6_22)
- Birjali, M., Kasri, M., & Beni-Hssane, A. (2021). A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends. *Knowledge-Based Systems*, 226, 107134. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107134>
- Dave, K., Lawrence, S., & Pennock, D. M. (2023). Mining the peanut gallery. *Proceedings of the Twelfth International Conference on World Wide Web - WWW '03*, 519. <https://doi.org/10.1145/775152.775226>
- Gilbert, Syariful Alam, & M. Imam Sulisty. (2023). ANALISIS SENTIMEN BERDASARKAN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MYPERTAMINA PADA GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES. *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 100–108. <https://doi.org/10.55123/storage.v2i3.2333>
- Hikmawati, N. K. (2022). Analisis Kualitas Layanan My Pertamina Menggunakan Pendekatan e-GovQual pada Beberapa Kota Percobaan. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 12(2), 100–111. <https://doi.org/10.34010/jamika.v12i2.7977>
- Jing, N., Wu, Z., & Wang, H. (2021). A hybrid model integrating deep learning with investor sentiment analysis for stock price prediction. *Expert Systems with Applications*, 178, 115019. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115019>

- Kurani, A., Doshi, P., Vakharia, A., & Shah, M. (2023). A Comprehensive Comparative Study of Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Machines (SVM) on Stock Forecasting. *Annals of Data Science*, 10(1), 183–208. <https://doi.org/10.1007/s40745-021-00344-x>
- Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-02145-9>
- Nandwani, P., & Verma, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social Network Analysis and Mining*, 11(1), 81. <https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6>
- Tripathy, A., Agrawal, A., & Rath, S. K. (2023). Classification of sentiment reviews using n-gram machine learning approach. *Expert Systems with Applications*, 57, 117–126. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.03.028>
- Wankhade, M., Rao, A. C. S., & Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5731–5780. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>
- Yogesh, P. R., & R, D. S. (2020). Formal Verification of Secure Evidence Collection Protocol using BAN Logic and AVISPA. *Procedia Computer Science*, 167, 1334–1344. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.449>

