

ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS ULASAN APLIKASI NO THANKS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Regita Cahya Saphira¹, Fenando², Reni Septiyanti³

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Raden Fatah, Sumatera Selatan

Email: ¹regitacahyas16@gmail.com, ²fenando_uin@radenfatah.ac.id, ³reniseptiyanti_uin@radenfatah.ac.id

Submit: 05 Juni 2026, Diterima: 02 Juli 2026, Diterbitkan: 30 Juli 2026

Abstrak: Aplikasi No Thanks digunakan sebagai alat bantu konsumen dalam mengidentifikasi produk yang terafiliasi dengan Israel. Peningkatan jumlah pengguna menghasilkan ribuan ulasan pada Google Play Store yang memuat berbagai opini mengenai fungsi, kemudahan penggunaan, dan keamanan aplikasi. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna berdasarkan aspek pada ulasan aplikasi No Thanks menggunakan metode *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Sebanyak 3.980 ulasan berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari Google Play Store periode 2023–2025 digunakan sebagai data penelitian. Tahapan penelitian meliputi *text preprocessing*, pelabelan sentimen menggunakan pendekatan lexicon-based, pemodelan topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), pembobotan TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan SVM. Penanganan ketidakseimbangan kelas dilakukan melalui teknik resampling, termasuk SMOTE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM dengan SMOTE menghasilkan accuracy sebesar 87,16%, precision sebesar 97%, recall sebesar 88%, F1-score sebesar 92%, dan AUC sebesar 0,876. Analisis berbasis aspek menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi ulasan pengguna, sedangkan sentimen negatif terutama berkaitan dengan akurasi database produk dan kinerja fitur pemindai barcode. Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan ABSA untuk menghubungkan polaritas sentimen dengan aspek kualitas aplikasi berdasarkan hasil pemodelan topik, sehingga menghasilkan informasi yang lebih spesifik mengenai aspek aplikasi yang memperoleh respons positif maupun negatif dari pengguna. Hasil penelitian dapat menjadi dasar evaluasi bagi pengembang dalam meningkatkan akurasi database produk serta keandalan fitur pemindai *barcode*.

Kata kunci: *Aspect-Based Sentiment Analysis, Sentiment Analysis, Google Play Store, Mobile Application Reviews, Support Vector Machine, No Thanks.*

Abstract: The No Thanks application is used as a tool to assist consumers in identifying products affiliated with Israel. The increasing number of users has generated thousands of reviews on the Google Play Store containing various opinions regarding the application's functionality, usability, and security. This study aims to analyze user sentiment based on aspects in No Thanks application reviews using the *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) method and the *Support Vector Machine* (SVM) algorithm. A total of 3,980 Indonesian-language reviews collected from the Google Play Store during the 2023–2025 period were used as the research data. The research stages included text preprocessing, sentiment labeling using a lexicon-based approach, topic modeling using *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), TF-IDF weighting, and classification using SVM. Class imbalance was addressed through resampling techniques, including SMOTE. The results show that the SVM model with SMOTE achieved an accuracy of 87.16%, precision of 97%, recall of 88%, F1-score of 92%, and an AUC of 0.876. Aspect-based analysis indicates that positive sentiment dominates the user reviews, while negative sentiment is primarily associated with the accuracy of the product database and the performance of the barcode scanning feature. The contribution of this study lies in applying ABSA to associate sentiment polarity with application quality aspects based on topic modeling results, thereby providing more specific information regarding the aspects of the application that receive positive and negative responses from users. The findings can serve as an evaluation basis for developers to improve the accuracy of the product database and the reliability of the barcode scanning feature.

Keywords: *Aspect-Based Sentiment Analysis, Sentiment Analysis, Google Play Store, Mobile Application Reviews, Support Vector Machine, No Thanks.*

1. PENDAHULUAN

Teknologi informasi berkembang sangat pesat di era digital saat ini; salah satu perubahan signifikan dalam perkembangan teknologi adalah bagaimana masyarakat memanfaatkan aplikasi perangkat lunak untuk berbagai kebutuhan, seperti komunikasi, hiburan, layanan sehari-hari, bahkan sebagai media pendukung gerakan sosial, termasuk upaya boikot terhadap produk tertentu [1]. Salah satu aksi boikot pertama kali dilakukan oleh Liga Arab pada tahun 1945 terhadap produk-produk Israel serta yang terafiliasi dengan Israel, dengan tujuan melemahkan industri Yahudi di Palestina [2]. Dalam konteks digital, aksi boikot terhadap produk dapat diperkuat melalui pemanfaatan teknologi, salah satunya dengan munculnya aplikasi No Thanks. Aplikasi No Thanks dikembangkan oleh perusahaan Bash², yang juga dikenal sebagai BashSquare. Aplikasi nirlaba ini didirikan oleh Ahmed Bashbash pada awal November 2023, seorang insinyur perangkat lunak asal Palestina yang saat ini menetap di Eropa. Aplikasi No Thanks dirancang untuk memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi produk yang termasuk dalam daftar boikot dengan cara memindai kode batang (*barcode*) produk atau memasukkan nama produk untuk mengetahui apakah produk tersebut terafiliasi dengan Israel atau tidak. Pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi memegang peranan penting dalam mencerminkan kualitas aplikasi, yang sering kali disampaikan melalui ulasan dalam bentuk apresiasi maupun kritik yang bersifat konstruktif.

Ulasan pengguna umumnya mengandung opini yang tidak terstruktur, mencakup berbagai aspek seperti fitur teknis, pengalaman pengguna, serta relevansi kampanye sosial. Ulasan tersebut jarang dianalisis secara mendalam untuk memahami aspek mana yang memerlukan perbaikan; oleh karena itu, penulis menggunakan metode Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA). ABSA merupakan turunan dari analisis sentimen yang bertujuan untuk menguraikan opini secara lebih rinci dengan berfokus pada deteksi sentimen terhadap aspek-aspek spesifik dari suatu entitas [3]. Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) merupakan pendekatan analisis sentimen yang memungkinkan opini pengguna dianalisis secara lebih rinci berdasarkan aspek, kategori aspek, opini, dan polaritas sentimen [4]. Pemilihan ABSA dianggap paling tepat karena pendekatan ini tidak hanya mengklasifikasikan sentimen secara umum (positif dan negatif), tetapi juga mengidentifikasi aspek-aspek spesifik dalam ulasan yang menjadi fokus perhatian pengguna. Penelitian terdahulu pada ulasan aplikasi PeduliLindungi menunjukkan bahwa ABSA dapat digunakan untuk mengidentifikasi sentimen pada beberapa aspek kualitas aplikasi, termasuk pengalaman visual, performa, stabilitas, serta keamanan [5]. Analisis sentimen berbasis aspek (Aspect-Based Sentiment Analysis/ABSA) dapat digunakan untuk mengidentifikasi aspek tertentu yang menjadi perhatian pengguna sekaligus menentukan polaritas sentimen terhadap aspek tersebut. Pendekatan ini telah diterapkan pada ulasan aplikasi mobile untuk memperoleh informasi yang lebih spesifik mengenai pengalaman dan persepsi pengguna terhadap layanan aplikasi [6]. Dalam implementasi ABSA, pemilihan algoritma Support Vector Machine (SVM) didasarkan pada beberapa pertimbangan. SVM dikenal sebagai salah satu algoritma pembelajaran terawasi (*supervised learning*) yang andal untuk klasifikasi teks, khususnya pada dataset berdimensi tinggi seperti data teks ulasan pengguna. Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi yang sesuai untuk klasifikasi teks karena mampu bekerja pada data dengan jumlah fitur yang tinggi [7]. Selain itu, SVM memiliki kemampuan untuk membangun *hyperplane* optimal yang memaksimalkan margin antar kelas, sehingga dapat meningkatkan kinerja klasifikasi serta kemampuan generalisasi model. Perkembangan ABSA mencakup berbagai domain dan pendekatan, sehingga pemilihan metode perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan analisis [8].

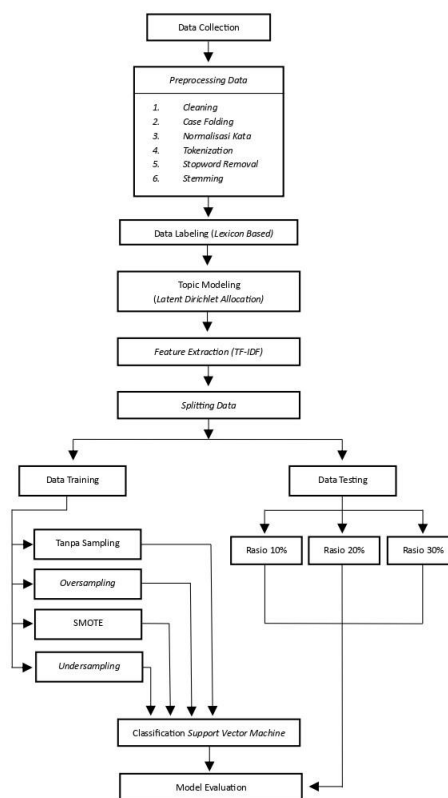
Dalam penelitian ini, fokus utama adalah analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi No Thanks dengan memanfaatkan ulasan pengguna yang tersedia di Google Play Store. Penelitian ini menerapkan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi aspek-aspek yang relevan berdasarkan isi ulasan. LDA telah digunakan untuk mengekstraksi aspek dari ulasan aplikasi yang dikumpulkan dari Google Play Store. Aspek yang diperoleh melalui LDA kemudian dapat digunakan untuk menganalisis persepsi pengguna terhadap berbagai fitur aplikasi [9]. Penggunaan LDA dalam penelitian ini tidak dimaksudkan untuk langsung menetapkan nama aspek, melainkan untuk menemukan pola kata yang berulang dalam ulasan. Interpretasi terhadap pola tersebut kemudian diperlukan untuk memberikan makna aspek yang sesuai dengan karakteristik aplikasi [10]. Proses penentuan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan Lexicon-Based, yaitu dengan mencocokkan kata-kata dalam ulasan dengan kamus leksikon untuk mengklasifikasikan sentimen sebagai positif atau negatif. Selanjutnya, metode SVM digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen serta mengevaluasi kinerja model dalam proses prediksi. Penelitian ini juga mencakup tahapan evaluasi, interpretasi, dan visualisasi hasil analisis aspek dan sentimen. Nurfauzi et al. [7] membandingkan Naïve Bayes dan SVM pada ulasan aplikasi Grab Indonesia di Google Play Store menggunakan pembobotan TF-IDF, dengan hasil bahwa SVM memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes [11]. Memanfaatkan SVM untuk klasifikasi sentimen dan LDA untuk mengidentifikasi topik pada ulasan pengguna aplikasi myIM3 yang diperoleh dari Google Play Store [12].

Penggunaan kombinasi SVM dan LDA juga telah diterapkan pada ulasan aplikasi Mobile JKN untuk memperoleh informasi mengenai sentimen pengguna sekaligus topik yang banyak dibicarakan dalam ulasan [13]. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan yang bernilai bagi pengembang serta pemangku kepentingan terkait dalam memahami fitur-fitur yang dianggap paling penting dan relevan oleh pengguna aplikasi.

2. METODE

2.1. Tahapan Penelitian

Secara umum penelitian ini dilaksanakan melalui sembilan tahapan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, yang meliputi studi literatur, perumusan masalah dan penentuan metode, pengumpulan data, preprocessing, pelabelan sentimen berbasis lexicon, pemodelan topik menggunakan LDA, pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi sentimen menggunakan SVM, evaluasi model, serta analisis dan visualisasi hasil. Tahapan tersebut dirancang untuk mengidentifikasi aspek yang terdapat dalam ulasan pengguna dan menganalisis kecenderungan sentimen pada masing-masing aspek. Alur penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2. Observasi

Melakukan observasi terhadap aplikasi No Thanks dengan meninjau umpan balik pengguna pada *Google Play Store*, kemudian mengunduh serta mencoba aplikasi tersebut secara langsung.

2.3. Literature Review

Studi literatur dilakukan untuk mengumpulkan berbagai informasi dan data yang berkaitan dengan topik penelitian. Informasi dan data yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai referensi pembandingan serta bahan pendukung dalam pelaksanaan penelitian.

2.4. Proses Pengumpulan Data

Data ulasan aplikasi No Thanks dikumpulkan melalui proses web scraping dari *Google Play Store* pada 27 Januari 2026 menggunakan library *google-play-scraper* yang dijalankan pada *Google Colaboratory*. Data yang dikumpulkan mencakup username, rating, tanggal ulasan, dan teks ulasan pengguna. Ulasan yang

diperoleh berasal dari periode 2023–2025 dengan kategori pengurutan *most relevant*, sehingga diperoleh sebanyak 3.980 ulasan pada tahap awal pengumpulan data.

2.5. Preprocessing

Sebelum data diproses lebih lanjut, tahapan awal yang perlu dilakukan adalah *preprocessing* terhadap dokumen teks [14]. Tahap preprocessing dilakukan menggunakan Python untuk membersihkan dan menormalisasi teks ulasan sebelum digunakan dalam proses analisis. *Preprocessing* merupakan proses transformasi data yang tidak terstruktur menjadi data terstruktur yang siap untuk dianalisis [15]. Tahapan *preprocessing* meliputi *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Proses *cleaning* dilakukan menggunakan ekspresi reguler melalui library untuk menghapus karakter yang tidak diperlukan, seperti tanda baca, angka, URL, dan karakter khusus. Normalisasi digunakan untuk mengubah kata tidak baku atau bentuk slang ke bentuk yang lebih standar. Tokenizing dilakukan untuk memecah teks menjadi token kata, sedangkan *stopword removal* digunakan untuk menghilangkan kata-kata umum yang kurang memberikan informasi terhadap analisis. Selanjutnya, *stemming* dilakukan menggunakan library Sastrawi untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya. Hasil akhir preprocessing digunakan sebagai masukan pada proses pemodelan topik dan ekstraksi fitur. Pada penelitian ini, tahapan *text preprocessing* yang dilakukan meliputi sebagai berikut:

1. *Cleaning Text*: *Cleaning text* merupakan proses pembersihan teks dari elemen-elemen yang tidak relevan atau tidak diperlukan yang dapat mengganggu proses analisis, seperti *@mentions*, *hashtags*, penanda *retweet* (RT), dan tautan situs web.
2. *Case Folding*: *Case folding* adalah proses mengubah seluruh karakter dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk memastikan konsistensi dalam pengolahan teks.
3. *Tokenization*: *Tokenization* merupakan proses pemecahan teks menjadi token atau kata-kata individual. Sebagai contoh, sebuah kalimat dapat diubah menjadi daftar token seperti: ['produk', 'dukung', 'fitur', 'saran', 'bagus', 'saat', 'qr'].
4. *Filtering (Stopword Removal)*: Tahap ini bertujuan untuk menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna penting atau tidak relevan dalam analisis. Contoh sebelum *filtering*: ['produk', 'dukung', 'fitur', 'saran', 'bagus', 'saat', 'qr'] dan setelah *filtering*: ['produk', 'dukung', 'fitur', 'saran', 'bagus', 'qr'].
5. *Stemming*: *Stemming* merupakan proses mengubah kata dalam teks menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan yang melekat pada kata tersebut. Sebagai contoh, kata *harusnya* diubah menjadi *harus*.

2.6. Pelabelan Sentimen Lexicon-Based

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan *lexicon-based* dengan memanfaatkan leksikon Bahasa Indonesia yang dikembangkan oleh Fajri Koto. Setiap ulasan dicocokkan dengan kata-kata yang terdapat dalam leksikon untuk mengidentifikasi kecenderungan polaritas sentimen. Kata yang memiliki polaritas positif dan negatif digunakan sebagai dasar dalam menentukan skor sentimen pada masing-masing ulasan. Selanjutnya, skor sentimen digunakan untuk menentukan kelas sentimen positif dan negatif. Data yang tidak memenuhi kriteria pelabelan selanjutnya tidak digunakan dalam proses klasifikasi.

Upaya untuk meningkatkan keandalan hasil pelabelan, hasil klasifikasi berbasis leksikon dilakukan pemeriksaan terhadap data yang telah diberi label. Pemeriksaan dilakukan dengan meninjau kesesuaian antara isi ulasan dan label sentimen yang dihasilkan, terutama pada ulasan yang memiliki konteks atau makna yang berpotensi ambigu.

2.7. Topik Modeling Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Penentuan jumlah topik pada pemodelan Latent Dirichlet Allocation (LDA) dilakukan dengan menguji beberapa alternatif jumlah topik, yaitu 2 hingga 10 topik. Setiap model LDA dievaluasi menggunakan nilai coherence dengan metode *C_v* untuk mengukur tingkat keterkaitan dan koherensi kata-kata yang membentuk suatu topik. Berdasarkan hasil pengujian, konfigurasi dengan 4 topik menghasilkan nilai coherence tertinggi sebesar 0,5397 dibandingkan konfigurasi jumlah topik lainnya. Oleh karena itu, 4 topik dipilih sebagai jumlah topik optimal yang digunakan untuk mengidentifikasi tema utama dalam ulasan pengguna aplikasi No Thanks. Selanjutnya, keempat topik tersebut diinterpretasikan berdasarkan karakteristik kata dominan dan dikaitkan dengan karakteristik kualitas perangkat lunak berdasarkan ISO/IEC 25010:2011, yang mencakup karakteristik seperti *functional suitability*, *usability*, *performance efficiency*, *compatibility*, *reliability*, *security*, *maintainability*, dan *portability* [16]. Pendekatan ini digunakan untuk memperoleh jumlah topik yang paling konsisten dalam merepresentasikan pola kata pada kumpulan ulasan [17].

Jumlah topik merupakan elemen krusial dalam proses pemodelan; oleh karena itu, evaluasinya dilakukan menggunakan *topic coherence* untuk mengukur tingkat kemiripan semantik antar kata dalam suatu topik. Semakin tinggi nilai *topic coherence*, maka semakin baik kualitas topik yang dihasilkan. Dalam penelitian ini, tahapan *topic modeling* dilakukan sebagai berikut:

1. Data yang digunakan merupakan hasil *preprocessing* yang telah diberikan label sentimen menggunakan metode *Lexicon-Based*. Data diambil dari kolom hasil *preprocessing*, kemudian dikonversi menjadi *list* dan *bigrams* untuk mengidentifikasi kata atau frasa yang sering muncul secara berpasangan dalam teks. *List* berisi kumpulan token kata tunggal, sedangkan *bigrams* terdiri dari pasangan dua kata yang muncul secara berurutan.
2. Selanjutnya, dibuat sebuah *dictionary* untuk mengidentifikasi kata-kata unik yang kemudian digunakan dalam pembentukan *corpus*. Setelah itu, dilakukan perhitungan nilai *coherence* untuk beberapa variasi jumlah topik yang dihasilkan oleh model *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Jumlah topik optimal ditentukan berdasarkan nilai *coherence* tertinggi.
3. Proses identifikasi aspek dilakukan dengan menganalisis kata kunci untuk mengelompokkan topik-topik yang terbentuk. Persentase kontribusi masing-masing topik pada setiap ulasan dihitung dengan menggunakan kata kunci sebagai dasar dalam pemberian label aspek. Tahap ini dilanjutkan dengan penggabungan data yang telah diberi label sentimen dan aspek.
4. Tahap akhir menghasilkan dataset yang telah memuat label sentimen dan aspek, yang kemudian diinterpretasikan melalui visualisasi seperti grafik dan *word cloud*.

2.8. Pembobotan TF-IDF

Pada tahap ini, dilakukan pembobotan TF-IDF untuk memberikan bobot pada setiap ulasan yang telah diberi label sentimen sebelum memasuki proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Adapun tahapan proses pembobotan TF-IDF dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Tahap awal dilakukan dengan menggunakan data hasil *preprocessing* sebagai masukan, kemudian menghitung frekuensi kemunculan setiap kata (*Term Frequency/TF*) dalam masing-masing dokumen. Perhitungan ini dilakukan untuk seluruh kata pada setiap dokumen.
2. Selanjutnya, dihitung jumlah dokumen yang mengandung suatu kata tertentu (*Document Frequency/DF*) dalam keseluruhan koleksi dokumen. Setelah itu, dihitung nilai *Inverse Document Frequency* (IDF) untuk setiap kata, yang berfungsi untuk mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap kemunculannya di seluruh dokumen.
3. Tahap berikutnya adalah mengalikan nilai TF dan IDF untuk setiap kata pada masing-masing dokumen sehingga diperoleh bobot akhir TF-IDF. Bobot yang dihasilkan kemudian disimpan dan digunakan pada tahapan selanjutnya, termasuk pembagian data (*data splitting*), proses pemodelan, serta evaluasi kinerja model.

2.9. Pembagian Data

Sebelum tahap klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dilakukan, data terlebih dahulu dibagi menjadi data pelatihan (*training set*) dan data pengujian (*testing set*) dengan tiga variasi rasio pengujian, yaitu berkisar antara 10% hingga 30%. Selanjutnya, diterapkan teknik *resampling* untuk mengoptimalkan keseimbangan distribusi data agar menjadi lebih proporsional dan representatif [16]. Dalam penelitian ini, digunakan tiga metode *resampling*, yaitu *Undersampling*, *SMOTE*, dan *Oversampling*. Evaluasi model tidak hanya didasarkan pada *accuracy*, tetapi juga menggunakan *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan masing-masing kelas sentiment [18].

2.10. Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Pada implementasi penelitian, model menggunakan SVC dengan kernel linear karena fitur teks direpresentasikan dalam bentuk vektor TF-IDF berdimensi tinggi. Untuk pengujian dengan teknik *resampling*, model SVM dibangun menggunakan parameter *kernel='linear'* dan *random_state=42*. Proses pelatihan dilakukan pada data latih, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model. Parameter *C* dan *gamma* tidak ditentukan melalui proses *hyperparameter tuning* dalam penelitian ini.

2.11. Evaluasi Model dan Analisis Hasil

Setelah proses klasifikasi sentimen menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan pemodelan topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Evaluasi model SVM dilakukan menggunakan kurva

Receiver Operating Characteristic (ROC) untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan kelas sentimen secara akurat. Kurva ROC merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi berdasarkan perbandingan antara *True Positive Rate (TPR)* dan *False Positive Rate (FPR)* [19].

Selanjutnya, hasil pemodelan topik menggunakan metode LDA dimanfaatkan untuk mengidentifikasi aspek kualitas perangkat lunak berdasarkan standar ISO/IEC 25010:2011, yang mendefinisikan model kualitas perangkat lunak sebagai kerangka kerja yang terdiri atas karakteristik kualitas yang digunakan untuk mengevaluasi sistem dan perangkat lunak secara sistematis [20]. Metode LDA digunakan untuk menemukan topik-topik tersembunyi dalam kumpulan dokumen dengan merepresentasikan setiap dokumen sebagai distribusi probabilitas terhadap sejumlah topik tertentu. Aspek-aspek topik yang dihasilkan kemudian dianalisis berdasarkan hasil klasifikasi sentimen yang diperoleh menggunakan metode SVM, yaitu metode klasifikasi berbasis teori pembelajaran statistik yang memiliki kemampuan klasifikasi yang kuat [21].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, digunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan *tools* Google Colab. Berdasarkan hasil studi literatur, penggunaan metode SVM dalam klasifikasi teks menunjukkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam mengklasifikasikan ulasan. Pemodelan topik menggunakan metode LDA dapat membantu dalam mengidentifikasi dan menentukan aspek secara optimal. Selain itu, pelabelan berbasis leksikon (*lexicon-based labeling*) dapat mendukung proses penentuan sentimen secara efisien dengan memanfaatkan *library* atau kamus leksikon yang tersedia.

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan *library Python scraper*, yang dijalankan melalui Google Colaboratory. Berdasarkan proses pengambilan data menggunakan teknik *web scraping* pada tanggal 27 Januari 2026, berhasil diperoleh sebanyak 3.980 data ulasan. Visualisasi jumlah ulasan berdasarkan tahun disajikan pada Tabel 4.1. Data yang dikumpulkan berasal dari periode tahun 2023 hingga 2025.

3.2. Hasil Preprocessing

Setelah proses pengumpulan data berhasil dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan seleksi atribut dengan hanya mempertahankan atribut ulasan/konten. Selanjutnya dilakukan tahap *text preprocessing* yang meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenization*, *filtering*, dan *stemming*. Tabel 1 menyajikan contoh data sebelum dan sesudah melalui tahap *preprocessing*.

Tabel 1. Hasil *Preprocessing*

Sebelum <i>Preprocessing</i>	Sesudah <i>Preprocessing</i>
aplikasi ini sangat membantu, untuk teman-teman semua klo ada produk yg perlu di boikot yang belum masuk ke dalam daftar bisa di masukkan	['aplikasi', 'sangat', 'bantu', 'teman', 'teman', 'semua', 'kalau', 'produk', 'perlu', 'boikot', 'masuk', 'daftar', 'masukkan']
tolong diperbaiki. banyak produk yang jelas jelas masuk daftar boikot kok malah hasilnya aman setelah di scan.	['perbaiki', 'banyak', 'produk', 'jelas', 'jelas', 'masuk', 'daftar', 'boikot', 'kok', 'malah', 'hasil', 'aman', 'scan']

3.3. Pelabelan (*Lexicon-Based*)

Pada tahap awal, diperoleh sebanyak 3.980 ulasan pengguna aplikasi No Thanks yang dikumpulkan dari Google Play Store periode 2023–2025. Data tersebut kemudian melalui tahap *preprocessing* dan seleksi untuk memastikan ulasan yang digunakan dapat diproses pada tahap pelabelan dan klasifikasi. Proses seleksi mencakup pemeriksaan data kosong atau tidak valid serta penghapusan data duplikat. Setelah proses tersebut, sebanyak 2.919 data dapat digunakan dalam proses pelabelan sentimen, yang terdiri atas 2.474 ulasan positif dan 445 ulasan negatif. Perbedaan jumlah antara data awal dan data yang digunakan dalam pelabelan menunjukkan adanya data yang tidak masuk ke dataset akhir setelah proses seleksi dan pengolahan awal. Data yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian dilakukan pelabelan sentimen menggunakan pendekatan *lexicon-based* dengan memanfaatkan kamus leksikon yang diperoleh dari repositori GitHub milik Fajri Koto. Proses tersebut diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python, sehingga menghasilkan label sentimen dengan distribusi jumlah data sebagaimana ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Total Labeling Results

Sentimen	Total
Positif	2.474
Negatif	445

3.4. Topik Modeling (*Latent Dirichlet Allocation*)

Pemodelan topik menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) diterapkan untuk mengekstraksi aspek atau topik utama dari kumpulan ulasan pengguna. LDA bekerja dengan cara mengelompokkan kata-kata yang sering muncul secara bersamaan (*co-occurrence*) ke dalam satu topik (aspek) tertentu.

Topik 2 → Coherence: 0.5296
 Topik 3 → Coherence: 0.5125
 Topik 4 → Coherence: 0.5397
 Topik 5 → Coherence: 0.5345
 Topik 6 → Coherence: 0.4855
 Topik 7 → Coherence: 0.5187
 Topik 8 → Coherence: 0.4841
 Topik 9 → Coherence: 0.4885
 Topik 10 → Coherence: 0.4517

Gambar 1. Topik Coherence

Berdasarkan hasil evaluasi nilai coherence, jumlah topik yang optimal ditentukan sebanyak 4 topik, yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses identifikasi aspek. Label aspek tersebut selanjutnya diinterpretasikan sesuai dengan standar ISO 25010:2011.

Tabel 3. Topik Modeling

No	Keywords
1	'0.043*"aplikasi" + 0.040*"good" + 0.027*"this" + 0.025*"the" + 0.024*"for" + 0.020*"to" + 0.020*"very" + 0.019*"it" + 0.018*"you" + 0.017*"i" + 0.016*"thank" + 0.014*"thanks" + 0.013*"is" + 0.012*"so" + 0.010*"and")
2	'0.031*"produk" + 0.030*"boikot" + 0.026*"mantap" + 0.025*"manfaat" + 0.022*"aplikasi" + 0.021*"moga" + 0.019*"mudah" + 0.018*"jadi" + 0.015*"scan" + 0.013*"baik" + 0.012*"buat" + 0.011*"allah" + 0.011*"alhamdulillah" + 0.011*"lebih" + 0.010*"guna")
3	'0.076*"produk" + 0.043*"boikot" + 0.018*"aplikasi" + 0.015*"afiliasi" + 0.015*"update" + 0.014*"aman" + 0.012*"scan" + 0.011*"daftar" + 0.011*"masuk" + 0.011*"keep" + 0.009*"banyak" + 0.009*"akurat" + 0.009*"tau" + 0.008*"terus" + 0.008*"baru")
4	'0.104*"sangat" + 0.093*"bantu" + 0.070*"aplikasi" + 0.054*"bagus" + 0.034*"produk" + 0.033*"kasih" + 0.030*"terima" + 0.021*"boikot" + 0.019*"banget" + 0.012*"keren" + 0.012*"sekali" + 0.012*"tahu" + 0.011*"buat" + 0.009*"pilih" + 0.009*"best")]

Berdasarkan evaluasi topic coherence, model Latent Dirichlet Allocation (LDA) menghasilkan empat topik sebagai jumlah topik yang digunakan dalam penelitian, dengan nilai coherence tertinggi sebesar 0,5397. Keempat topik tersebut kemudian diinterpretasikan berdasarkan kata-kata dengan probabilitas tertinggi dan dipetakan ke dalam karakteristik kualitas perangkat lunak ISO/IEC 25010:2011.

Hasil pemetaan menunjukkan bahwa Topic 1 dan Topic 4 memiliki karakteristik kata yang berdekatan dan sama-sama berkaitan dengan pengalaman penggunaan serta respons pengguna terhadap aplikasi, sehingga keduanya dikonsolidasikan ke dalam aspek Usability. Topic 2 dipetakan ke aspek Functional Suitability karena memuat kata-kata yang berkaitan dengan produk, manfaat aplikasi, pemindaian, serta fungsi aplikasi dalam membantu pengguna. Sementara itu, Topic 3 dipetakan ke aspek Security karena memuat kata-kata seperti produk, boikot, afiliasi, update, aman, scan, daftar, dan akurat yang berkaitan dengan kepercayaan pengguna terhadap informasi status produk yang diberikan aplikasi.

Dengan demikian, penelitian ini tidak menyatakan bahwa LDA secara langsung menghasilkan tiga topik. LDA menghasilkan empat topik, kemudian dilakukan interpretasi dan konsolidasi sehingga diperoleh

tiga aspek analisis, yaitu Functional Suitability, Security, dan Usability. Konsolidasi tersebut digunakan untuk menyelaraskan topik yang memiliki karakteristik semantik serupa dengan karakteristik kualitas perangkat lunak yang menjadi dasar interpretasi penelitian.

3.5. Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM)

Dalam klasifikasi teks sentimen ini, diterapkan metode SVM, di mana data yang diklasifikasikan terdiri atas sentimen berlabel negatif dan positif. Meskipun proses pelabelan menggunakan pendekatan *lexicon-based*, pembobotan TF-IDF tetap diterapkan untuk memperoleh hasil klasifikasi yang optimal. Pada proses klasifikasi SVM dengan variasi rasio pembagian data yang berbeda, hasil akurasi ditampilkan pada Tabel 4. Nilai akurasi tertinggi sebesar 0,8716 diperoleh pada rasio pembagian data 80% : 20%.

Tabel 4. Data Split

Data training : Data testing	Akurasi
90% : 10%	0,8664
80% : 20%	0,8716
70% : 30%	0,8699

Selanjutnya, pada Tabel 6 dilakukan proses resampling. Data yang dipilih untuk tahap resampling adalah data dengan nilai akurasi tertinggi, yaitu pada rasio pembagian data 80%:20%. Teknik resampling yang diterapkan meliputi *undersampling*, *oversampling*, dan SMOTE.

Tabel 5. Hasil Resampling

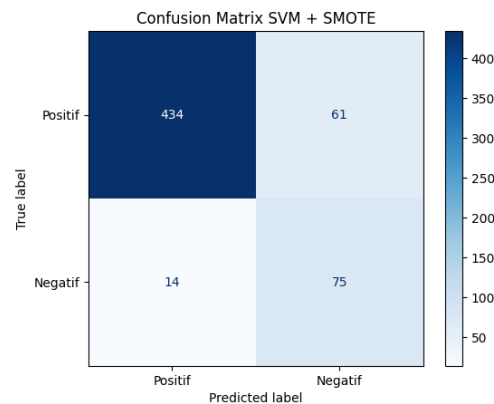
Metode/Akurasi	Sentimen	Precision	Recall	F-1 Score	Support
<i>Undersampling</i> /0,8168	Positif	0,98	0,80	0,88	495
	Negatif	0,45	0,92	0,61	89
<i>Oversampling</i> /0,8716	Positif	0,97	0,88	0,92	495
	Negatif	0,55	0,84	0,67	89
SMOTE /0,8716	Positif	0,97	0,88	0,92	495
	Negatif	0,55	0,84	0,67	89

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Support Vector Machine (SVM) memperoleh akurasi tertinggi sebesar 87,16% pada pembagian data 80% data latih dan 20% data uji. Pada skenario tersebut, model menghasilkan precision sebesar 97%, recall sebesar 88%, dan F1-score sebesar 92%, sedangkan nilai AUC yang diperoleh sebesar 0,876. Hasil pengujian pada rasio pembagian 90%:10% dan 70%:30% masing-masing menghasilkan akurasi sebesar 86,64% dan 86,99%. Perbedaan akurasi yang relatif kecil menunjukkan bahwa performa model tidak mengalami perubahan yang besar ketika proporsi data latih dan data uji diubah.

Penerapan resampling menunjukkan bahwa *undersampling* menghasilkan akurasi sebesar 81,68%, sedangkan *oversampling* dan SMOTE menghasilkan akurasi sebesar 87,16%. Pada SMOTE, precision kelas positif mencapai 97%, recall 88%, dan F1-score 92%, sedangkan kelas negatif memperoleh precision 55%, recall 84%, dan F1-score 67%. Dengan demikian, model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali kelas positif dibandingkan kelas negatif, meskipun recall kelas negatif sebesar 84% menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan negatif masih dapat dikenali oleh model. Hasil ini menunjukkan bahwa SMOTE dapat membantu mempertahankan kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas tanpa mengurangi akurasi keseluruhan dibandingkan *oversampling*.

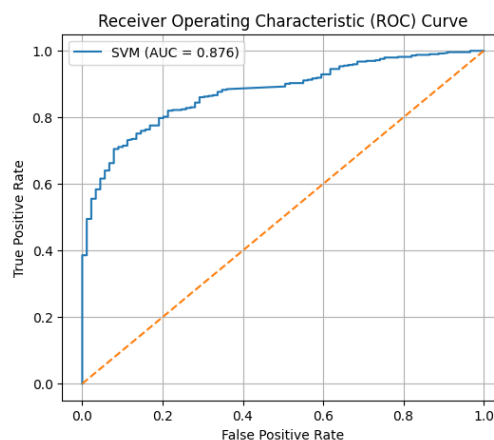
3.6. Evaluasi Model

Dalam penelitian ini, evaluasi model dilakukan menggunakan kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) yang didasarkan pada *confusion matrix*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2. Confusion Matrix SMOTE

Selanjutnya, berdasarkan *confusion matrix*, evaluasi dilakukan menggunakan model analisis *Receiver Operating Characteristic (ROC)*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.



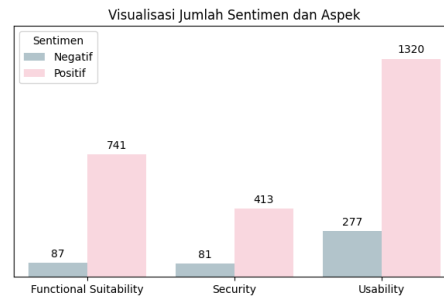
Gambar 3. ROC Analyst

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 4, dapat dilakukan evaluasi terhadap kinerja model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang relatif tinggi, yang ditunjukkan oleh nilai *Area Under the Curve (AUC)* sebesar 0,876. Nilai AUC tersebut mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan antar kelas. Selain itu, kurva ROC yang cenderung naik ke arah sudut kiri atas menunjukkan bahwa model memiliki *True Positive Rate* yang tinggi dan *False Positive Rate* yang rendah. Hal ini menandakan bahwa model mampu melakukan prediksi secara optimal serta memiliki kinerja klasifikasi yang efektif dalam mengidentifikasi kelas sentimen secara akurat.

Nilai AUC sebesar 0,876 juga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang cukup baik dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Namun, berdasarkan hasil penelitian ini, performa SVM lebih tepat disebut sebagai performa yang baik, bukan sebagai performa yang sangat optimal. Penilaian tersebut didasarkan pada hasil pengujian internal penelitian, karena penelitian ini belum melakukan perbandingan eksperimental secara langsung dengan algoritma klasifikasi lain sebagai baseline. Oleh karena itu, akurasi 87,16% tidak dapat digunakan untuk menyatakan bahwa SVM merupakan algoritma yang paling optimal dibandingkan metode lainnya.

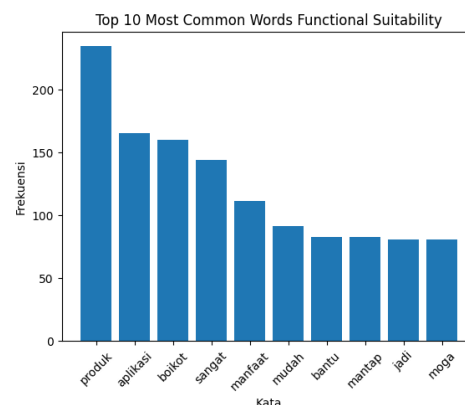
3.7. Interpretasi dan Analisis Hasil Visualisasi

Berdasarkan hasil klasifikasi sentimen dan aspek, temuan penelitian dapat diinterpretasikan dalam bentuk hasil visualisasi. Gambar 5 menunjukkan visualisasi kelas sentimen berdasarkan masing-masing aspek.

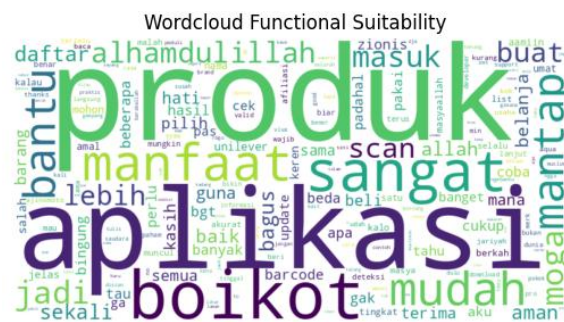


Gambar 4. Jumlah Sentimen pada setiap Aspek

1. Aspek *Functional Suitability*



Gambar 5. Kata-Kata dengan Frekuensi Tertinggi pada Aspek *Functional Suitability*

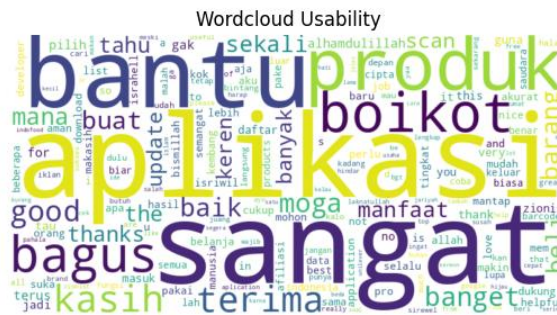


Gambar 6. Visualisasi Word Cloud pada Aspek *Functional Suitability*

Aspek *Functional Suitability* memiliki 741 ulasan positif dan 87 ulasan negatif. Dominasi sentimen positif menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna menilai fungsi utama aplikasi telah memberikan manfaat dalam membantu proses identifikasi produk. Kata-kata yang dominan seperti *produk*, *boikot*, *manfaat*, *scan*, dan *mudah* menunjukkan bahwa perhatian pengguna terutama tertuju pada kemampuan aplikasi dalam menjalankan fungsi utamanya, yaitu membantu pengguna memperoleh informasi mengenai produk melalui proses pemindaian dan pencarian.

Meskipun demikian, terdapat 87 ulasan negatif yang menunjukkan bahwa fungsi utama aplikasi belum sepenuhnya memenuhi harapan pengguna. Contoh ulasan pada data penelitian menunjukkan adanya keluhan mengenai produk yang seharusnya masuk daftar tetapi tidak teridentifikasi dengan tepat. Hal tersebut menunjukkan bahwa permasalahan pada kelengkapan atau ketepatan informasi produk dapat langsung memengaruhi persepsi pengguna terhadap kesesuaian fungsi aplikasi. Dengan demikian, aspek yang perlu menjadi perhatian bukan hanya keberadaan fitur pemindaian, tetapi juga ketepatan hasil yang diberikan setelah fitur tersebut digunakan. Contoh data penelitian menunjukkan keluhan seperti hasil pemindaian yang tidak sesuai dengan status produk yang diharapkan pengguna.

2. Aspek *Security*



Gambar 10. Visualisasi Word Cloud pada Aspek Usability

Aspek Usability merupakan aspek dengan jumlah ulasan terbesar, yaitu 1.320 ulasan positif dan 277 ulasan negatif. Dominasi sentimen positif menunjukkan bahwa banyak pengguna merasakan manfaat dan kemudahan ketika menggunakan aplikasi. Kata-kata seperti *sangat*, *bantu*, *aplikasi*, *bagus*, *kasih*, dan *terima* menunjukkan adanya apresiasi pengguna terhadap manfaat aplikasi dan pengalaman pengguna secara umum.

Namun, jumlah ulasan negatif pada aspek Usability merupakan yang paling tinggi secara absolut, yaitu 277 ulasan. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun aplikasi secara umum dianggap membantu, masih terdapat pengalaman penggunaan yang kurang memuaskan. Keluhan mengenai proses deteksi yang lambat, kesalahan pemindaian, serta kebutuhan pembaruan aplikasi dapat memengaruhi kenyamanan pengguna ketika berinteraksi dengan sistem. Dengan demikian, peningkatan usability tidak hanya berkaitan dengan tampilan antarmuka, tetapi juga dengan respons sistem, kemudahan memperoleh hasil, dan kelancaran proses penggunaan fitur utama.

Secara keseluruhan, ketiga aspek menunjukkan pola yang berbeda. Functional Suitability lebih banyak berkaitan dengan keberhasilan fungsi aplikasi dalam menjalankan tugas utamanya, Security berkaitan dengan kepercayaan terhadap ketepatan informasi status produk, sedangkan Usability berkaitan dengan pengalaman dan kemudahan pengguna dalam berinteraksi dengan aplikasi. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa analisis berbasis aspek memberikan informasi yang lebih spesifik dibandingkan hanya melihat jumlah sentimen positif dan negatif secara keseluruhan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dengan kombinasi LDA dan Support Vector Machine (SVM) untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi No Thanks. Hasil analisis mengidentifikasi tiga aspek utama, yaitu Functional Suitability, Security, dan Usability, dengan sentimen positif yang lebih dominan. Model SVM memperoleh akurasi 87,16% dan menunjukkan kemampuan yang baik dalam klasifikasi sentimen. Penelitian ini memberikan informasi mengenai aspek aplikasi yang sudah baik maupun yang perlu diperbaiki, terutama terkait akurasi informasi produk, keandalan pemindaian barcode, dan pengalaman penggunaan. Pengembangan selanjutnya disarankan menggunakan data berlabel tervalidasi serta membandingkan algoritma lain untuk meningkatkan ketepatan analisis..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. K. Siregar and M. I. Padli, "Peran internet dalam pendidikan di era digital," vol. 3, no. 1, 2025.
- [2] N. Nashrullah, "Boikot Produk Israel Bentuk Jihad, Sejak Kapan Muncul di Dunia dan Bagaimana Efeknya?," *Republika.co.id*. 2023.
- [3] F. Atmaja, Agussalim, and E. D. Wahyuni, "PENGADUAN MASYARAKAT DI KOTA SURABAYA MENGGUNAKAN METODE LATENT DIRICHLET ALLOCATION DAN NAÏVE BAYES," vol. 9, no. 1, pp. 527–534, 2025.
- [4] W. Zhang, X. Li, L. Bing, and W. Lam, "A Survey on Aspect-Based Sentiment Analysis: Tasks, Methods, and Challenges," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 35, no. 11, pp. 11019–11038, 2023.
- [5] P. A. Aritonang, M. E. Johan, and I. Prasetyawan, "Aspect-Based Sentiment Analysis on Application Review using CNN," *Ultim. Infosys J. Ilmu Sist. Informasi*, vol. 13, no. 1, 2022.
- [6] A. Maroof, S. Wasi, S. I. Jami, and M. S. Siddiqui, "Aspect-Based Sentiment Analysis for Service Industry," *IEEE Access*, vol. 12, no. July, pp. 109702–109713, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3440357.
- [7] T. Joachims, "Text Categorization with Support Vector Machines : Learning with Many Relevant Features," *Springer B. Arch.*, pp. 2–7, 2005.

- [8] Y. Cathy, H. Paul, D. Jörg, and W. Katerina, *A systematic review of aspect - based sentiment analysis : domains , methods , and trends*, vol. 57, no. 11. Springer Netherlands, 2024. doi: 10.1007/s10462-024-10906-z.
- [9] N. Aslam, K. Xia, F. Rustam, A. Hameed, and I. Ashraf, “applied sciences Using Aspect-Level Sentiments for Calling App Recommendation with Hybrid Deep-Learning Models,” 2023.
- [10] D. Puspitasari, E. D. Wahyuni, and R. Permatasari, “A Multilingual Approach to Aspect-Based Sentiment Analysis on Gobis Suroboyo Application Reviews using LDA and SVM,” *Aviat. Electron. Inf. Technol. Telecommun. Electr. Control.*, vol. 7, no. 2, pp. 209–222, 2025.
- [11] O. M. Nurfauzi, S. S. Hilabi, F. Nurapriani, and B. Huda, “Analisis Sentimen Grab Indonesia pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine,” *SMARTICS J.*, vol. 11, no. 1, pp. 8–13, 2025.
- [12] P. A. Prastyo and I. Tahyudin, “Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Ulasan Pengguna Aplikasi myIM3 Menggunakan Support Vector Machine dan Latent Dirichlet Allocation,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 1618–1626, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6268.
- [13] N. N. Arisa and K. Himawan, “Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Terhadap Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan SVM dan LDA,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 7, no. 1, pp. 211–221, 2025, doi: 10.47065/josh.v7i1.8029.
- [14] D. A. Agustina, S. Subanti, E. Zukhronah, P. S. Statistika, and U. S. Maret, “Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Marketplace di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” vol. 3, no. 2, pp. 109–122, 2020.
- [15] T. Pawar, P. Kalra, D. Mehrotra, and U. Pradesh, “Analysis of Sentiments for Sports data using RapidMiner,” *2018 Second Int. Conf. Green Comput. Internet Things*, pp. 625–628, 2018.
- [16] A. F. Rozi, A. Wibowo, and B. Warsito, “Resampling Technique for Imbalanced Class Handling on Educational Dataset,” vol. 11, no. 1, pp. 77–85, 2023.
- [17] Y. Kustyaningsih, Y. Permana, P. Studi, S. Informasi, U. Trunojoyo, and J. Timur, “Penggunaan Latent Dirichlet Allocation (LDA) dan Support- Vector Machine (SVM) Untuk Menganalisis Sentimen Berdasarkan Aspek Dalam Ulasan Aplikasi EdLink The Use of Latent Dirichlet Allocation (LDA) and Support-Vector Machine (SVM) to Analyze Sent,” *TEKNIKA*, vol. 13, no. 1, pp. 127–136, 2024, doi: 10.34148/teknika.v13i1.746.
- [18] M. Badri, E. Haerani, F. Syafria, O. Okfalisa, and L. Oktavia, “Penerapan Support Vector Machine Dengan Smote Untuk Klasifikasi Sentimen Pada Data Ulasan Aplikasi Trading View,” *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 6, no. 1, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i1.793.
- [19] T. Fawcett, “An introduction to ROC analysis,” vol. 27, pp. 861–874, 2006, doi: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.
- [20] “ISO 25010.” 2011.
- [21] L. Saitta, “Support-Vector Networks,” vol. 297, pp. 273–297, 1995.