

Komparasi Algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi CGV Cinemas Indonesia

Natasya Febriyanti*, Anief Fauzan Rozi

Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

Email: ^{1,*}211210066@student.mercubuana-yogya.ac-id, ²anief@mercubuana-yogya.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 211210066@student.mercubuana-yogya.ac-id

Submitted: 28/05/2025; Accepted: 19/06/2025; Published: 20/06/2025

Abstrak—CGV Cinemas Indonesia adalah platform resmi jaringan bioskop CGV yang dirancang untuk memudahkan pengguna dalam mengakses layanan bioskop secara digital. Google Play Store menyediakan fitur penilaian berdasarkan pengalaman pengguna yang dapat berpengaruh pada calon pengguna yang ingin menggunakan aplikasi sebagai bahan pertimbangan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi CGV Cinemas Indonesia dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest untuk mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral. Selain itu, penelitian ini berupaya membandingkan efektivitas dari ketiga algoritma serta mengetahui aspek layanan apa saja yang paling dikritik dan dihargai oleh pelanggan. Dataset yang digunakan diambil dengan scraping di Google Play menggunakan Bahasa pemrograman Python sebanyak 6629 data ulasan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi Naïve Bayes 75.2%, SVM 88.1%, dan Random Forest 85.8%, sehingga SVM menjadi metode yang paling efektif untuk analisis sentimen pada penelitian ini. Penelitian ini diharapkan dapat membantu calon pengguna memahami sentimen terhadap aplikasi serta memberikan masukan berharga bagi CGV Cinemas Indonesia dalam meningkatkan kualitas layanan.

Kata Kunci: Naïve Bayes; Support Vector Machine; Random Forest; Analisis Sentimen; CGV Cinemas Indonesia

Abstract—CGV Cinemas Indonesia is the official platform of the CGV cinema network, designed to facilitate users in accessing cinema services digitally. Google Play Store provides a review feature based on user experience, which can influence potential users in considering whether to use the application. This study aims to analyze user sentiment toward the CGV Cinemas Indonesia application using the Naïve Bayes, SVM, and Random Forest algorithms to classify sentiments as positive, negative, or neutral. In addition, this research seeks to compare the effectiveness of the three algorithms and identify which aspects of the service are most criticized and appreciated by customers. The dataset was collected through scraping Google Play using the Python programming language, resulting in 6,629 review data points. The results show that the accuracy of Naïve Bayes is 75.2%, SVM is 88.1%, and Random Forest is 85.8%, indicating that SVM is the most effective method for sentiment analysis in this study. This research is expected to help potential users understand sentiments toward the application and provide valuable insights for CGV Cinemas Indonesia to improve service quality.

Keywords: Naïve Bayes; Support Vector Machine; Random Forest; Sentiment Analysis; CGV Cinemas Indonesia

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital, khususnya internet, telah memberikan pengaruh signifikan di berbagai aspek kehidupan. Berdasarkan survei dari Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII), jumlah pengguna internet di Indonesia mencapai 221,56 juta jiwa pada tahun 2024. Jumlah ini menunjukkan peningkatan dibandingkan periode 2022–2023 yang tercatat sebanyak 215,63 juta pengguna. Berdasarkan laporan penetrasi internet Indonesia tahun 2023 yang dirilis oleh APJII, terdapat kenaikan tingkat penetrasi sebesar 1,4%, sehingga mencapai 79,5% dari total populasi, naik dari periode sebelumnya. Peningkatan ini menunjukkan bahwa masyarakat memiliki akses yang semakin luas dan mendalam ke teknologi digital, yang mendorong perubahan di berbagai industri, khususnya sektor hiburan dan layanan publik [1], [2].

Dalam dunia hiburan, salah satu sektor yang mengalami transformasi digital adalah industri bioskop. Bioskop adalah sebuah tempat yang digunakan untuk menayangkan film kepada penonton di layar besar dengan sistem proyeksi. Saat ini, banyak perusahaan menyediakan aplikasi mobile untuk memudahkan pengguna dalam melakukan pemesanan tiket dan memperoleh informasi terkait film yang sedang tayang. CGV Cinemas adalah salah satu aplikasi yang cukup populer di kalangan pengguna di Indonesia. Aplikasi ini merupakan aplikasi yang diluncurkan pada tanggal 18 November 2014 oleh PT. Graha Layar Prima Tbk, aplikasi ini telah meraih popularitas yang signifikan dengan lebih dari 5 juta unduhan dari pelanggan. Aplikasi mobile CGV Cinemas Indonesia menyediakan berbagai fitur, seperti akses jadwal film, pemesanan tiket, informasi keanggotaan CGV, dan layanan lainnya [3]. Selain itu, kemudahan akses ke informasi dan transaksi online, yang semakin diminati masyarakat, mendukung transformasi digital industri bioskop. Fenomena ini sejalan dengan meningkatnya preferensi pengguna terhadap layanan berbasis aplikasi digital di industri hiburan. Hal ini tercermin dalam jumlah aplikasi yang digunakan dan jumlah ulasan yang diberikan oleh pengguna di platform seperti Gogle Play Store [4], [5]. Digitalisasi layanan bioskop juga memungkinkan bisnis mengumpulkan data perilaku pelanggan yang dapat dianalisis lebih lanjut untuk membantu pengambilan keputusan bisnis.

Google Play Store menyediakan fitur penilaian berdasarkan pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi. Penilaian dari setiap pengguna pada Google Play dapat berpengaruh pada calon pengguna yang ingin menggunakan aplikasi CGV Cinemas sebagai bahan pertimbangan untuk melakukan pemesanan tiket film. Namun,

seiring dengan bertambahnya volume ulasan pengguna, pengolahan data secara manual menjadi semakin sulit dilakukan. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode otomatis untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen pengguna terhadap aplikasi. Agar dapat mengetahui opini pengguna terhadap aplikasi CGV Cinemas, dibutuhkan sebuah proses analisis sentimen yang memungkinkan perusahaan untuk mengeksplorasi makna dari data yang dihasilkan oleh pengguna internet. Proses ini memberikan peluang signifikan bagi perusahaan untuk memahami preferensi serta perilaku pengguna dengan harapan dapat meningkatkan mutu produk dan layanan yang perusahaan tawarkan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan [6]. Salah satu metode klasifikasi yang sering diterapkan dalam analisis sentimen adalah Naïve Bayes. Metode ini berlandaskan pada pendekatan probabilitas yang dasar, namun sering kali memperlihatkan hasil yang memuaskan dalam berbagai kegiatan klasifikasi teks [1]. Selain itu, SVM dikenal sebagai algoritma yang memiliki kinerja baik dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan mampu menghasilkan hasil klasifikasi yang optimal [3]. Sementara itu, Random Forest unggul dalam menangani overfitting yang sering terjadi pada pohon keputusan tunggal serta mampu memberikan akurasi yang tinggi dan stabil pada data yang kompleks dan tidak seimbang [7].

Berbagai studi telah dilakukan mengenai analisis emosi di aplikasi digital dengan menggunakan algoritma seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Lubis & Setyawan, bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi Pospay di Google Play Store menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 5.000 data ulasan pengguna. Data dikumpulkan dengan web scraping lalu dilakukan preprocessing data, pembobotan kata dengan TF-IDF, klasifikasi sentimen dengan SVM dan Naïve Bayes, evaluasi model dengan confusion matrix, penanganan data tidak seimbang dengan SMOTE, dan visualisasi hasil dengan word cloud dan diagram batang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Naïve Bayes memiliki akurasi lebih baik (88%) dibandingkan SVM (87%), dan sentimen negatif lebih dominan [6]. Penelitian yang dilakukan oleh Calleb Bhaskoro Prabowo dan Imam Ma'ruf, menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kinerja yang lebih baik dalam analisis sentimen dibandingkan dengan Random Forest. Akurasi yang dicapai oleh SVM adalah 85,5% untuk aplikasi Tiket.com, 87% untuk Traveloka dan 88,7% untuk Agoda. Sementara itu, akurasi yang dicapai dengan metode Random Forest adalah 84,7% untuk Tiket.com, 84,7% untuk Traveloka, dan 88,2% untuk Agoda [8]. Pada penelitian yang dilakukan oleh Muhamad Safrudin dan Hayati, berfokus pada akurasi dan efektivitas dua algoritma klasifikasi sentimen, yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna Genshin Impact. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki performa lebih baik mencapai akurasi sebesar 83%, dibandingkan Naïve Bayes yang hanya mencapai 75,5% [9]. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Sebastinus Adi Santoso Mola, menggunakan tiga algoritma pembelajaran mesin, yaitu Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest untuk mengevaluasi sentimen pengguna terhadap aplikasi Halo BCA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki kinerja terbaik dengan akurasi 91,28%, SVM, 87,55% sedangkan Naïve Bayes 81,73% [11]. Penelitian yang dilakukan oleh Dea Nurmastin Novianti, bertujuan untuk membandingkan akurasi tertinggi antara metode algoritma Naïve Bayes dengan Support Vector Machine dalam menganalisis respons masyarakat terhadap metaverse. Penelitian ini menggunakan data sebanyak 71.233 data respon yang diambil dari Twitter (X). Hasil penelitian menunjukkan algoritma SVM mencapai akurasi 90,32% sedangkan algoritma Naïve Bayes mencapai 84,23% [14].

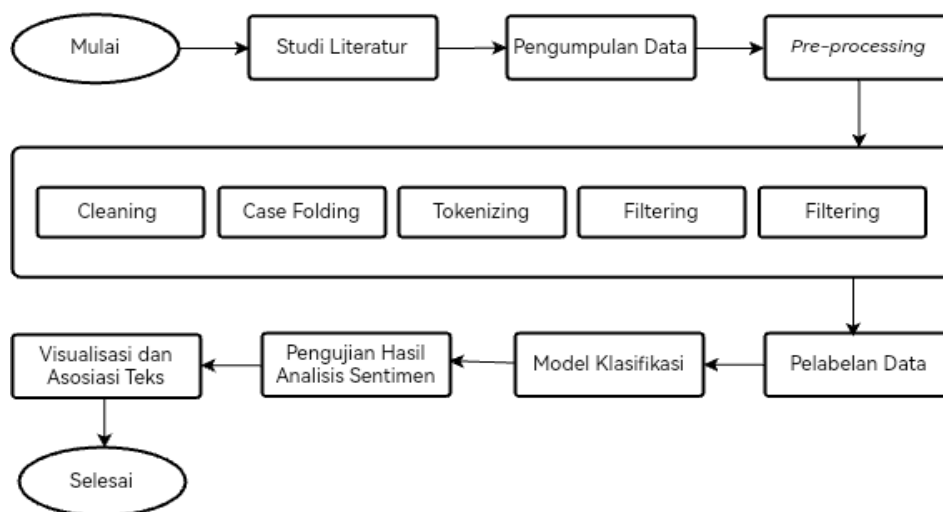
Namun, banyak dari penelitian terdahulu hanya menitikberatkan pada platform yang umum seperti e-commerce, aplikasi keuangan, dan media sosial [8]–[10]. Penelitian secara spesifik untuk mengevaluasi sentimen pengguna terhadap aplikasi pemesanan tiket bioskop seperti CGV Cinemas masih jarang ditemukan, khususnya dalam konteks pengguna Indonesia. Selain itu, sebagian besar studi yang telah dilakukan lebih menitikberatkan pada evaluasi akurasi algoritma dan belum secara menyeluruh mengaitkan hasil analisis sentimen dengan aspek-aspek layanan yang dikritik maupun diapresiasi oleh pengguna [11]. Penelitian ini semakin relevan untuk dikembangkan jika diberikan sedikit perhatian pada konteks aplikasi hiburan lokal. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menyempurnakan celah penelitian sebelumnya, yaitu membandingkan performa algoritma sekaligus mengungkap dimensi kualitas layanan yang paling berdampak terhadap kepuasan pengguna aplikasi bioskop [12].

Studi ini memiliki tujuan untuk menilai dan membandingkan efektivitas dari ketiga algoritma dalam melakukan analisis sentimen pada ulasan dari pengguna, serta mengidentifikasi aspek layanan yang paling sering mendapat kritik maupun apresiasi dari pelanggan. Sehingga diharapkan penelitian ini dapat membantu CGV Cinemas Indonesia dalam meningkatkan kualitas layanan mereka dan memperbaiki kekurangan yang mungkin ada, berdasarkan hasil analisis berbasis data objektif dan representatif terhadap opini mayoritas pengguna.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Setiap tahapan disusun secara sistematis dan logis untuk memastikan pencapaian tujuan penelitian. Selain itu, untuk memberikan gambaran yang menyeluruh mengenai alur dan metodologi yang digunakan dalam studi ini, setiap tahapan disusun secara logis dan sistematis. Tahap-tahap yang akan dilakukan pada penelitian ini dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 menunjukkan mengenai alur sistematis penelitian dimulai dengan studi literatur, pengumpulan data, pre-processing, pelabelan data, model klasifikasi, pengujian, hingga visualisasi.

2.2. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi literatur untuk mendapat gambaran mengenai penelitian analisis sentimen yang telah dilakukan oleh penelitian-penelitian sebelumnya dan juga dasar teori yang mendukung penelitian ini.

2.3. Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan dengan studi kasus aplikasi CGV Cinemas Indonesia, sehingga data yang digunakan adalah data ulasan aplikasi CGV Cinemas yang ada pada Google Play Store Indonesia. Pengumpulan data pada tahap ini dilakukan dengan cara web scraping dengan menggunakan Bahasa pemrograman Python. Proses scraping data akan berfokus pada kategori data ulasan terbaru.

2.4. Pre-processing data

Pada tahap ini dataset yang masih mentah dan tidak terstruktur dibersihkan dan disiapkan terlebih dahulu ke dalam bentuk yang teratur dan mudah dipahami untuk tahap pemodelan dan analisis lebih lanjut. Pada tahap ini, dataset akan melalui beberapa proses preprocessing data yang terdiri dari cleaning (membersihkan data dari karakter atau elemen yang tidak relevan), case folding (mengubah semua teks menjadi huruf kecil untuk standarisasi), tokenizing (mengubah teks menjadi unit-unit kata atau token), filtering (menghilangkan kata-kata yang tidak bermakna), dan stemming dimana kata-kata diubah menjadi bentuk dasarnya.

2.5. Pelabelan data

Pada tahap ini dilakukan pemberian label sentimen (misalnya positif, negatif, netral) pada teks.

2.6. Model Klasifikasi

Pada tahapan ini, akan dilakukan pemodelan klasifikasi dengan menggunakan tiga algoritma yaitu Naïve Bayes, Support Vector Machine dan Random Forest. Untuk mengetahui hasil akurasi, presisi, recall, dan f1-score terbesar antara tiga algoritma yang digunakan, akan dilakukan secara terpisah setelah proses pemodelan klasifikasi telah selesai. Penelitian ini menggunakan kumpulan data latih untuk pemodelan klasifikasi, data latih yang digunakan sebanyak 20% dari total dataset.

Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan sebuah metoda klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes. Metode pengklasifikasian dg menggunakan metode probabilitas dan statistik yg dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema Bayes. Ciri utama dari Naïve Bayes ini adalah asumsi yg sangat kuat (naif) akan independensi dari masing-masing kondisi atau kejadian.

Pada dasarnya, algoritma Naïve Bayes bekerja dengan menghitung probabilitas bersyarat dari suatu kelas yang didasarkan pada nilai-nilai atribut yang diberikan. Hal ini dilakukan dengan memperkirakan frekuensi kemunculan atribut dalam setiap kelas dan kemudian menggunakan rumus Teorema Bayes untuk menemukan kelas yang

memiliki kemungkinan tertinggi sebagai hasil dari klasifikasi. Algoritma ini dikenal sangat efisien dan cepat dalam memproses data skala besar, terutama teks meskipun pendekatannya sederhana.

Naïve Bayes banyak digunakan dalam klasifikasi teks seperti analisis sentimen karena efisiensinya dalam memproses data besar dan kemampuan untuk menangani fitur yang sangat besar seperti yang tercantum dalam penelitian di tahun 2022 – 2024 [1]–[3]. Algoritma ini tetap memberikan hasil yang cukup baik, terutama ketika digunakan dengan teknik representasi teks seperti *bag-of-words* atau TF-IDF, meskipun asumsi independensinya tidak selalu realistis. Naïve Bayes menunjukkan kinerja yang stabil dan kompetitif dalam beberapa penelitian, seperti penelitian di tahun 2024 [4].

Adapun persamaan dari dasar metode pada teorema bayes tersebut adalah:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dalam konteks ini, X merepresentasikan data yang kelasnya belum diketahui, sementara H merupakan hipotesis bahwa data X termasuk ke dalam kelas tertentu. Nilai $P(H|X)$ adalah probabilitas bahwa hipotesis H benar, dengan syarat bahwa data X telah diamati—ini disebut sebagai posteriori probabilitas. Selanjutnya, $P(H)$ adalah probabilitas awal dari hipotesis H sebelum data X diketahui, atau yang dikenal sebagai prior probabilitas. Sementara itu, $P(X|H)$ menunjukkan seberapa besar kemungkinan data X muncul jika diketahui bahwa hipotesis H benar. Terakhir, $P(X)$ merupakan probabilitas keseluruhan dari data X yang diamati, tanpa mempertimbangkan hipotesis tertentu. Dengan menggunakan formula ini, kita dapat memperbarui keyakinan terhadap suatu hipotesis berdasarkan data baru yang tersedia.

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine merupakan salah satu metode klasifikasi dengan menggunakan metode machine learning (supervised learning) yang memprediksi kelas berdasarkan pola dari hasil proses training yang diciptakan oleh Vladimir Vapnik. Klasifikasi dilakukan dengan garis pembatas (hyperlane) yang memisahkan antara kelas opini positif dan opini negatif. Garis pembatas yang baik adalah yang memiliki jarak terbesar ke titik data pelatihan terdekat dari setiap kelas, karena pada umumnya semakin besar margin, semakin rendah error generalisasi dari pemilahan. Margin adalah jarak dari suatu titik vektor di suatu kelas terhadap hyperplane. Metode Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk melakukan klasifikasi otomatis [5]. Pada beberapa penelitian dijelaskan bahwa Metode Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu teknik terbaik untuk menyelesaikan proses prediksi, dalam kasus klasifikasi atau regresi [6]. Beberapa penelitian membuktikan penggunaan SVM unggul dalam tugas klasifikasi sentimen, baik dalam konteks aplikasi digital seperti Pospay [3], Halo BCA [7], hingga layanan Tiket.com, Traveloka dan Agoda [8]. Selain itu, SVM juga terbukti efektif dalam analisis komentar pengguna di YouTube dan Twitter [9][10].

Support Vector Machine efektif untuk data dengan dimensi tinggi dan dapat menangani data yang tidak linear menggunakan kernel trick, seperti kernel linear, polinomial, atau Radial Basis Function (RBF) [11]–[13]. Kelebihan Support Vector Machine termasuk kemampuannya untuk menghasilkan model dengan generalisasi yang baik dan akurasi tinggi, terutama pada dataset yang kompleks. Namun, Support Vector Machine memerlukan waktu komputasi yang lama untuk dataset besar dan membutuhkan tuning parameter yang tepat untuk hasil optimal.

Random Forest

Random Forest merupakan salah satu metode klasifikasi berbasis ensemble learning yang menggabungkan beberapa algoritma decision tree untuk meningkatkan akurasi dan kestabilan hasil prediksi. Algoritma ini dikembangkan oleh Leo Breiman dan dikenal efektif dalam menangani masalah klasifikasi maupun regresi. Random Forest bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan dari subset data dan fitur yang dipilih secara acak, kemudian menghasilkan keputusan akhir berdasarkan voting mayoritas dari hasil klasifikasi masing-masing pohon.

Metode ini memiliki kelebihan utama dalam mengurangi risiko overfitting yang sering terjadi pada algoritma decision tree tunggal, serta mampu menangani data dalam jumlah besar dan dengan jumlah fitur yang tinggi. Selain itu [2], [14]. Dalam konteks analisis sentimen, Random Forest mampu mengklasifikasikan opini pengguna dengan baik karena sifatnya yang robust dan fleksibel, seperti pada studi analisis sentimen aplikasi Tiket.com, Traveloka, Agoda [8] dan Halo BCA [7]. Bahkan ketika dibandingkan dengan algoritma lainnya, algoritma ini kerap menunjukkan hasil yang kompetitif, terutama dari segi kestabilan dan kemampuannya menghadapi missing values [4], [11], [15]. Studi lain menunjukkan bahwa Random Forest juga digunakan secara efektif untuk mengevaluasi ulasan pengguna aplikasi mobile, seperti Shopee dan YouTube [1], [9]. Keunggulan lainnya adalah skalabilitasnya dalam mengelola data besar serta fleksibilitasnya ketika diterapkan pada domain berbeda seperti e-commerce, pendidikan, dan media sosial [16], [17].



2.7. Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi keakuratan hasil yang dicapai oleh model dengan menggunakan Confusion Matrix, yaitu dengan membandingkan nilai yang diperoleh dari prediksi model dengan nilai yang sesungguhnya. Confusion Matrix dapat digunakan untuk menghasilkan matrik evaluasi antara lain Akurasi, Precision, Recall, f1-Score.

Akurasi merupakan salah satu metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model klasifikasi atau prediksi dapat melakukan klasifikasi secara benar. Akurasi penting sebagai tolak ukur performa model meskipun harus dipertimbangkan bersama dengan metrik lainnya [18].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2}$$

Presisi merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model klasifikasi atau prediksi dapat mengidentifikasi secara akurat kelas yang positif dari seluruh kelas yang diklasifikasikan sebagai positif.

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \tag{3}$$

Recall adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model klasifikasi dapat mengidentifikasi atau mengingat kelas positif secara benar dari seluruh kelas positif yang ada [19].

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \tag{4}$$

F1-score adalah metrik evaluasi yang menggabungkan presisi (precision) dan recall. Metrik ini digunakan dalam berbagai penelitian karena memberikan penilaian seimbang atas performa model [20].

$$F1-score = \frac{2 (Precision \times Recall)}{(Precision+Recall)} \tag{5}$$

2.8 Visualisasi dan Asosiasi Teks

Pada tahap ini, akan dilakukan pengekstrasian seluruh informasi, untuk mengetahui kata yang paling sering muncul dan dibahas oleh pengguna dalam ulasannya. Output dari tahapan ini yaitu dalam bentuk Word Cloud.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Dataset

Dataset didapatkan pada platform Google Play Store berdasarkan opini pengguna terhadap aplikasi CGV Cinemas Indonesia. Pengumpulan data dilakukan dengan cara scraping, mendapatkan dataset sebanyak 6629 data yang diambil dari tanggal 11 Desember 2014 - 9 April 2025. Kemudian hasil scraping disimpan dalam bentuk csv untuk dilakukan analisis sentimen.

3.2. Tahap Pre-processing Data

Ada beberapa langkah yang terlibat dalam preprocessing data: Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Filtering/Stopword Removal, Stemming Data. Tahapan ini dijelaskan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Preprocessing Data

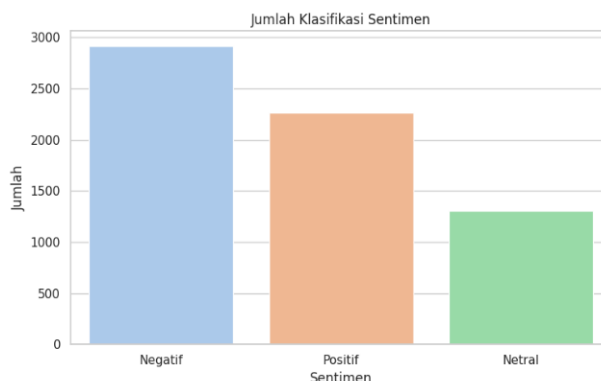
Tahapan	Hasil
Dataset	cgv cinemaa dmall depok kebetulan dekat bgt dr rmh, jd effortless bgt. staff-nya ramah bgt, murah senyum, sabar dan ga pelit informasi dan pengetahuan buat aku mamak mamak yg ga bgtu ngerti. goodjob utk mba stella di cgv dmall depok 🙏 sukses terus utk cgv cinema dmall depok 🍷
Cleaning	cgv cinemaa dmall depok kebetulan dekat bgt dr rmh, jd effortless bgt. staff-nya ramah bgt, murah senyum, sabar dan ga pelit informasi dan pengetahuan buat aku mamak mamak yg ga bgtu ngerti. goodjob utk mba stella di cgv dmall depok sukses terus utk cgv cinema dmall depok
Case Folding	cgv cinemaa dmall depok kebetulan dekat bgt dr rmh jd effortless bgt staff nya ramah bgt murah senyum sabar dan ga pelit informasi dan pengetahuan buat aku mamak mamak yg ga bgtu ngerti goodjob utk mba stella di cgv dmall depok sukses terus utk cgv cinema dmall depok
Tokenizing	['cgv', 'cinemaa', 'dmall', 'depok', 'kebetulan', 'deket', 'bgt', 'dr', 'rmh', 'jd', 'effortless', 'bgt', 'staff', 'nya', 'ramah', 'bgt', 'murah', 'senyum', 'sabar', 'dan', 'ga', 'pelit', 'informasi', 'dan',

Tahapan	Hasil
	'pengetahuan', 'buat', 'aku', 'mamak', 'mamak', 'yg', 'ga', 'bgtu', 'ngerti', 'goodjob', 'utk', 'mba', 'stella', 'di', 'cgv', 'dmall', 'depok', 'sukses', 'terus', 'utk', 'cgv', 'cinema', 'dmall', 'depok']
Filtering/ Stopword Removal	['cgv', 'cinemaa', 'dmall', 'depok', 'deket', 'bgt', 'dr', 'rmh', 'jd', 'effortless', 'bgt', 'staff', 'nya', 'ramah', 'bgt', 'murah', 'senyum', 'sabar', 'ga', 'pelit', 'informasi', 'pengetahuan', 'mamak', 'mamak', 'yg', 'ga', 'bgtu', 'ngerti', 'goodjob', 'utk', 'mba', 'stella', 'cgv', 'dmall', 'depok', 'sukses', 'utk', 'cgv', 'cinema', 'dmall', 'depok']
Stemming	['cgv', 'cinemaa', 'dmall', 'depok', 'deket', 'bgt', 'dr', 'rmh', 'jd', 'effortless', 'bgt', 'staff', 'nya', 'ramah', 'bgt', 'murah', 'senyum', 'sabar', 'ga', 'pelit', 'informasi', 'tahu', 'mamak', 'mamak', 'yg', 'ga', 'bgtu', 'ngerti', 'goodjob', 'utk', 'mba', 'stella', 'cgv', 'dmall', 'depok', 'sukses', 'utk', 'cgv', 'cema', 'dmall', 'depok']
Hasil Akhir	cgv cinemaa dmall depok deket bgt dr rmh jd effortless bgt staff nya ramah bgt murah senyum sabar ga pelit informasi tahu mamak mamak yg ga bgtu ngerti goodjob utk mba stella cgv dmall depok sukses utk cgv cema dmall depok

Seperti yang terlihat pada Tabel 1, setelah dilakukan beberapa tahapan pada proses *pre-processing* data, dataset berkurang sebanyak 142 data. Sehingga, didapatkan data bersih sebanyak 6482 data, data dari awal yaitu 6629. Data bersih inilah yang akan digunakan untuk dilakukan pengujian selanjutnya.

3.3 Pelabelan

Pelabelan data dilakukan menggunakan pustaka lexicon yang menghasilkan kelas negatif, positif, dan netral. Visualisasi pelabelan data seperti yang ada pada Gambar 2.



Gambar 2. Pelabelan Data

Gambar 2 menunjukkan visualisasi jumlah klasifikasi sentimen dalam bentuk diagram batang. Grafik ini memperlihatkan distribusi sentimen dari suatu dataset yang telah melalui proses klasifikasi menjadi tiga kategori utama, yaitu:

- Sentimen negatif, menempati jumlah terbanyak dengan 2800 data sehingga menunjukkan bahwa sebagian besar opini atau ulasan dalam dataset bersifat negatif.
- Sentimen positif, menempati posisi kedua dengan jumlah 2200 data, ini menunjukkan bahwa meskipun opini positif cukup dominan tetapi tidak sebanyak opini negatif.
- Sentimen netral, kategori dengan jumlah paling sedikit, sekitar 1400 data yang menunjukkan bahwa opini netral atau tidak condong ke arah tertentu relatif lebih jarang.

3.4 Tahap Pengujian

Setelah melakukan tahapan *pre-processing*, data tersebut kemudian akan melalui tahapan pengujian dengan beberapa algoritma klasifikasi, yaitu Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengetahui performa masing-masing algoritma dalam melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan akurasi, presisi, recall, F1-score, serta visualisasi melalui confusion matrix. Proses ini menggunakan skema pembagian data dengan 80% data sebagai data latih dan 20% data sebagai data uji. Hasil dari pengujian ini menjadi dasar dalam menentukan algoritma mana yang paling efektif untuk digunakan dalam sistem analisis sentimen yang dikembangkan.

3.4.1 Naïve Bayes

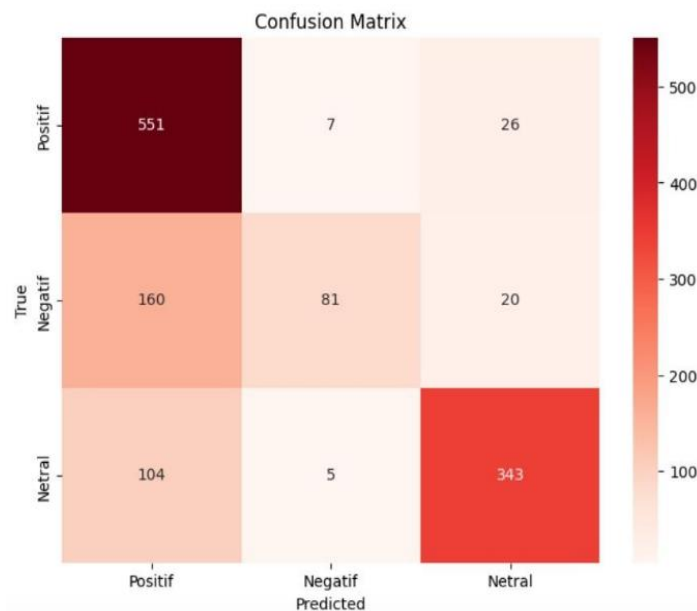
Pada tahap pengujian menggunakan algoritma Naïve Bayes, diperoleh tingkat akurasi keseluruhan sebesar 75,2%. Penjelasan lebih lanjut untuk *classification report* menggunakan algoritma Naïve Bayes, dipaparkan seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Classification Report Naïve Bayes

Sentimen	Precision	Recall	F1-score
Negatif	0,68	0,94	0,79
Netral	0,87	0,31	0,46
Positif	0,88	0,76	0,82
Macro avg	0,81	0,67	0,69
Weighted avg	0,79	0,75	0,73

Seperti yang dipaparkan pada Tabel 2, algoritma ini menunjukkan nilai precision tertinggi pada kelas positif sebesar 88%, yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengidentifikasi opini positif secara tepat. Recall tertinggi tercatat pada kelas negatif sebesar 94%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data negatif secara akurat. F1-score tertinggi didapat pada kelas positif dengan nilai 82%, yang menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall pada kelas tersebut.

Hasil akurasi juga ditampilkan dalam bentuk confusion matrix seperti pada gambar 3.



Gambar 3. Confusion Matrix Naïve Bayes

Gambar 3 menunjukkan visualisasi confusion matrix di mana model berhasil mengklasifikasikan 551 data sebagai positif, 81 sebagai negatif, dan 343 sebagai netral. Meskipun demikian, terdapat kesalahan klasifikasi sebanyak 160 data negatif yang salah diprediksi sebagai data positif. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan sentimen negatif dan positif secara konsisten.

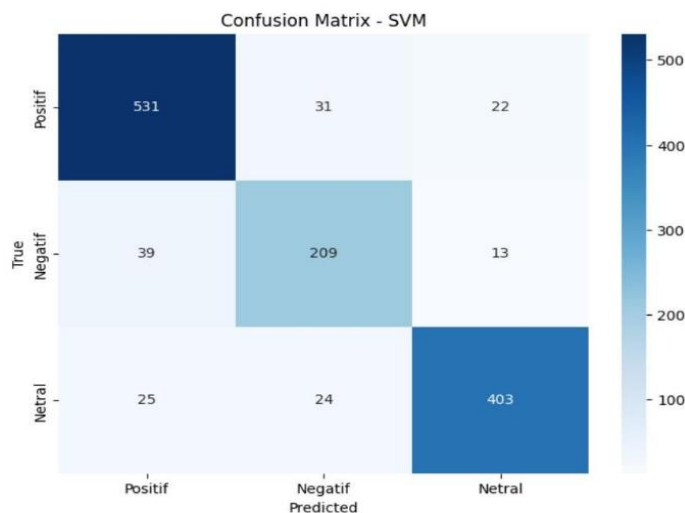
3.4.2 Support Vector Machine (SVM)

Pengujian menggunakan algoritma Support Vector Machine menghasilkan performa yang lebih tinggi dibanding Naïve Bayes dengan akurasi keseluruhan sebesar 88,1%. Penjelasan lebih lanjut mengenai *classification report* dipaparkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Classification report SVM

Sentimen	Precision	Recall	F1-score
Negatif	0,89	0,91	0,90
Netral	0,79	0,80	0,80
Positif	0,92	0,89	0,91
Macro avg	0,88	0,87	0,87
Weighted avg	0,88	0,88	0,88

Seperti pada Tabel 3, model dengan algoritma Support Vector Machine memiliki nilai precision tertinggi pada kelas positif sebesar 92%, menunjukkan tingkat ketepatan tertinggi dalam mengklasifikasikan data positif. Recall tertinggi berada pada kelas negatif dengan nilai 91%, dan untuk F1-score tertinggi terdapat pada kelas positif sebesar 91%. Hal ini mencerminkan kinerja seimbang dan konsisten. Selain dipaparkan pada tabel classification report, hasil akurasi juga divisualisasikan dalam confusion matrix seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix SVM

Berdasarkan Gambar 4, confusion matrix model SVM mengklasifikasikan 531 data sebagai positif, 209 sebagai negatif, dan 403 sebagai netral. Meskipun tingkat kesalahan relatif kecil, masih ditemukan misclassifications antara kelas positif dan negatif, yang umum terjadi ketika karakteristik teks antar kelas memiliki kemiripan kontekstual.

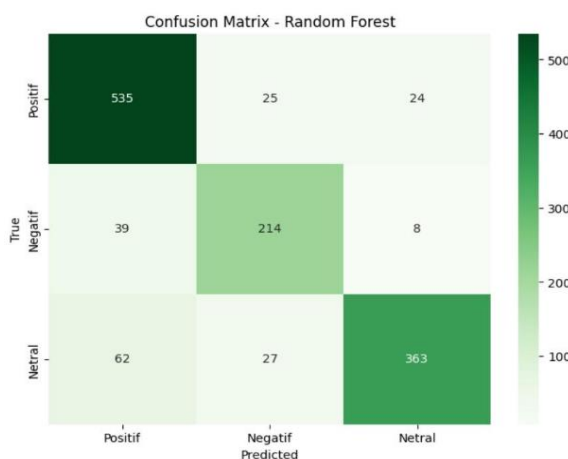
3.4.2 Random Forest

Algoritma Random Forest menunjukkan performa yang cukup kompetitif dengan akurasi keseluruhan sebesar 85,7%. Penjelasan mengenai *classification report* menggunakan algoritma Random forest ada pada Tabel 4.

Tabel 4. Classification Report Random Forest

Sentimen	Precision	Recall	F1-score
Negatif	0,84	0,92	0,88
Netral	0,80	0,82	0,81
Positif	0,92	0,80	0,86
Macro avg	0,85	0,85	0,85
Weighted avg	0,86	0,86	0,86

Tabel 4 menunjukkan nilai precision tertinggi ada pada kelas positif sebesar 92%, sedangkan recall ada pada kelas negatif sebesar 92%. F1-score tertinggi juga terlihat pada kelas negatif dengan nilai 88%, menunjukkan kemampuan model untuk menangkap opini negatif secara presisi. Hasil klasifikasi juga ditunjukkan dalam confusion matrix seperti pada Gambar 5.

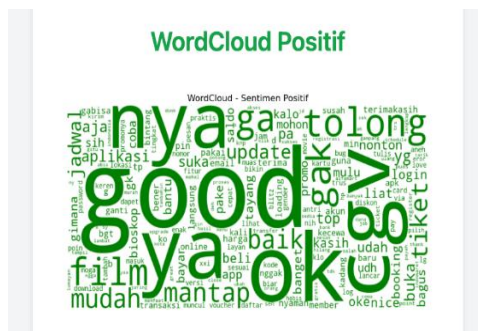


Gambar 5. Confusion Matrix Random Forest

Gambar 5 menunjukkan visualisasi confusion matrix model Random Forest yang memperlihatkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 535 data sebagai positif, 214 sebagai negatif, dan 363 sebagai netral. Meskipun performa yang ditunjukkan cukup baik, masih ada kesalahan klasifikasi, seperti 25 data positif diprediksi sebagai negatif, serta 62 data netral yang diklasifikasikan sebagai positif. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kendala dalam mengenali opini netral secara konsisten.

3.4.3 Visualisasi Wordcloud

Wordcloud adalah visualisasi dataset secara grafis yang membuatnya lebih mudah untuk menemukan kata yang paling sering muncul dalam dokumen. Pustaka matplotlib Python digunakan dalam proses pembuatan wordcloud. Hasil visualisasi *wordcloud* untuk ulasan positif ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Wordcloud Positif

Visualisasi wordcloud pada Gambar 6 menunjukkan bahwa istilah seperti "good", "oke", "mudah", "mantap", "film", dan "baik" mendominasi, menandakan aspek utama yang diperhatikan pengguna dalam ulasan positif. Selanjutnya Gambar 7 adalah wordcloud untuk sentimen negatif, yang menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam ulasan negatif pengguna CGV Cinemas Indonesia.

Pada Gambar 7, kata-kata seperti "susah", "update", dan "buka" sering muncul, menandakan ketidakpuasan pengguna, terutama terkait eror dan kendala update aplikasi atau pengalaman penggunaan aplikasi. Selain visualisasi wordcloud untuk sentimen positif dan negatif, berikut adalah wordcloud untuk sentimen netral.

Adapun visualisasi *wordcloud* untuk sentimen netral seperti pada Gambar 8.



Gambar 7. Wordcloud Negatif

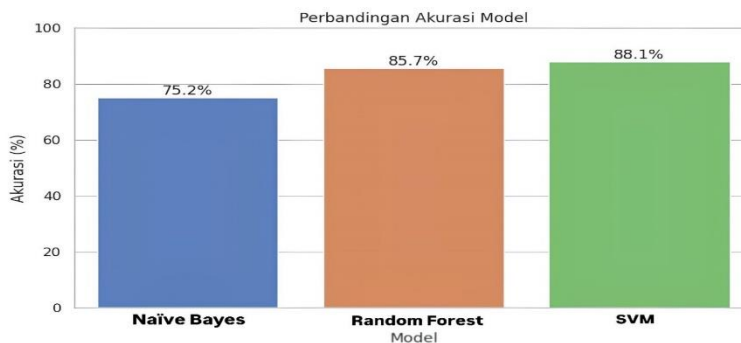


Gambar 8. Wordcloud Netral

Pada Gambar 8, kata-kata seperti "login", "jadwal", "film", dan "update" mendominasi, mencerminkan ulasan yang lebih deskriptif atau berisi kritik dan saran.

3.4.4 Visualisasi Perbandingan Algoritma

Visualisasi ini menampilkan perbandingan akurasi algoritma Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest. Algoritma Naïve Bayes mendapatkan akurasi sebesar 75,2%, SVM mendapatkan akurasi 88,1%, sedangkan Random Forest mendapatkan akurasi 85,7%. Dari hasil perbandingan tersebut yang memiliki akurasi tertinggi, yaitu algoritma SVM pada analisis sentimen aplikasi CGV Cinemas Indonesia. Hal ini menunjukkan bahwa SVM mampu mengenali pola dan karakteristik data teks dengan lebih baik dibanding algoritma lainnya, khususnya ketika data memiliki dimensi tinggi dan distribusi yang tidak seimbang. Hasil visualisasi perbandingan algoritma dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Perbandingan Akurasi Model

Gambar 9 memperkuat hasil evaluasi bahwa SVM merupakan algoritma yang paling cocok untuk digunakan dalam sistem analisis sentimen pada studi ini. Akurasi tinggi dari SVM memberikan jaminan yang lebih baik terhadap validitas klasifikasi data teks, khususnya untuk aplikasi yang membutuhkan ketelitian tinggi dalam memahami persepsi atau kepuasan pelanggan berbasis ulasan.

3.4.5 Visualisasi Website

Sebagai langkah akhir, ditampilkan visualisasi dari website yang merangkum kesimpulan utama secara interaktif dan mudah diakses, membantu pengguna memahami hasil penelitian dengan lebih jelas. Dengan desain antarmuka yang bersih dan visualisasi yang lengkap, website ini tidak hanya menyajikan hasil penelitian secara deskriptif, tetapi juga memungkinkan pengguna untuk menelusuri pola data secara intuitif baik dari segi distribusi sentimen, performa model, hingga analisis berbasis aspek. Tampilan website ini dapat dilihat pada Gambar 10 yang menampilkan berbagai komponen visualisasi yang berfungsi untuk memperjelas hasil klasifikasi sentimen serta performa model yang digunakan dalam analisis sentimen aplikasi CGV Cinemas Indonesia.

CGV Sentimen Home Visualizations

Tabel Sentimen Lexicon dan ABSA

Filter Sentimen:

KOMENTAR	PROCESSED KOMENTAR	SENTIMEN	ASPEK
rating 5 free popcorn	rating free popcorn	Positif	{}
keren banget mudah ga antri lebih semangat buat nonton dapat poin juga sukses cgv	keren banget mudah ga antri semangat nonton dapat poin sukses cgv	Positif	{}
apk gak jelas mau buat paspor aja ribet banget	apk gak paspor aja ribet banget	Negatif	{}
jelek	jelek	Negatif	{}
good	good	Positif	{}
Kenapa jadi tidak bisa membayar via e banking mandiri? Dan sekarang muncul notifikasi location time out.	bayar via e banking mandiri muncul notifikasi location time out	Negatif	{'Pembayaran': {'score': -1, 'sentiment': 'Negatif'}}
cgv cinemaa dmali depok betebulan dekat bgt dr rmh jd effortless bgt. staff-nya ramah bgt, murah senyum, sabar dan ga pelet informasi dan pengetahuan buat aku mamak mamak yg ga bgtu ngerti. goodjob utk mba stella di cgv dmali depok sukses terus utk cgv cinema dmali depok	cgv cinemaa dmali depok dekat bgt dr rmh jd effortless bgt staff nya ramah bgt murah senyum sabar ga pelet informasi tahu mamak mamak yg ga bgtu ngerti goodjob utk mba stella cgv dmali depok sukses utk cgv cema dmali depok	Positif	{}
cgv Blitar yang bagian staff tiket food and drinks enggak enak sama sekali konsumen minta nota untuk minuman yang sudah di beli tidak dikasih kalau bisa ulesan angka aku kasih angka 0	cgv blitar staff tiket food and drinks enak konsumen nota minum beli kasih ules angka kasih angka	Negatif	{'Pemesanan': {'score': 8, 'sentiment': 'Positif'}}
aplikasi buruk, mau daftar register member gak bisa, udah masukin no hp dan email masih tetap gak bisa, mau pesen tiket pun tetap gak bisa, sempak lah!	aplikasi buruk daftar register member gak udah masukin no hp email gak sen tiket gak sempak	Negatif	{'Pemesanan': {'score': -8, 'sentiment': 'Negatif'}}
dapat tiket promo tp gabisa dipake, eror terus aplikasinya huftt	dapat tiket promo tp gabisa dipake eror aplikasi huftt	Negatif	{'Promo': {'score': -3, 'sentiment': 'Negatif'}, 'Pemesanan': {'score': -3, 'sentiment': 'Negatif'}}

Previous Page 1 of 649 Next

Gambar 10. UI Website

Gambar 10 menunjukkan bahwa pada bagian awal halaman terdapat tabel sentiment Lexicon dan ABSA (Aspect-Based Sentiment Analysis) yang menyajikan kolom "Komentar", "Processed Komentar", "Sentimen", dan "Aspek". Tabel pada gambar menunjukkan hasil klasifikasi terhadap komentar pengguna yang telah melalui proses pembersihan data, serta identifikasi aspek yang relevan beserta sentimennya. Sebagai contoh, komentar yang mengandung keluhan mengenai metode pembayaran dianggap sebagai perasaan negatif dan diberi anotasi elemen



Bayes 75.2%. Hal ini menunjukkan bahwa Support Vector Machine paling unggul dan efektif dalam mengkategorikan data terkait ulasan tentang aplikasi CGV Cinemas Indonesia. Oleh karena itu, Support Vector Machine menjadi rekomendasi utama untuk digunakan dalam analisis sentimen pengguna aplikasi CGV Cinemas Indonesia atau bisa juga dipadukan dengan Random Forest untuk hasil yang lebih stabil. Meski demikian, Naïve Bayes masih layak digunakan dalam kondisi keterbatasan komputasi karena sifatnya yang ringan dan efisien. Saran untuk kedepannya agar dapat meningkatkan performa, yaitu dengan melakukan *tuning hyperparameter*, pengayaan fitur berbasis konteks, pemrosesan teks lanjutan, serta eksplorasi terhadap algoritma ensemble serta deep learning untuk menghadapi dataset yang lebih kompleks dan berskala besar.

REFERENCES

- [1] J. J. A. Limbong, I. Sembiring, and K. D. Hartomo, "Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud dengan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, p. 347, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022924960.
- [2] A. D. Munaf, Purnawansyah, and H. Darwis, "Analisis Eksplorasi Data Aplikasi Android Pada Playstore," *Bul. Sist. Inf. dan Teknol. Islam*, vol. 4, no. 4, pp. 360–369, 2023, doi: 10.33096/busiti.v4i4.1847.
- [3] A. Y. Lubis and M. Y. H. Setyawan, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pospay Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 3, pp. 514–521, 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i3.1310.
- [4] B. Ramadhani and R. R. Suryono, "Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 714, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.
- [5] I. Siti Aisah, B. Irawan, and T. Suprati, "Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Al Qur'an Digital," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3759–3765, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8263.
- [6] A. W. M. Gaffar, A. M. Halis, P. Purnawansyah, and S. R. Jabir, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Klasifikasi Stunting pada Balita di Kabupaten Enrekang," *J. Minfo Polgan*, vol. 13, no. 1, pp. 286–292, 2024, doi: 10.33395/jmp.v13i1.13620.
- [7] S. A. S. Mola, D. L. B. Baun, I. O. Nunes, and M. M. A. R. Sani, "Analisis Sentimen Aplikasi Halo Bea Di Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes, Support Vector Machine Dan Random Forest," *HOAQ-Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 15, no. 2, pp. 69–79, 2024, doi: 10.52972/hoaq.vol15no2.p69-79.
- [8] C. B. Prabowo, T. I. Hermanto, and I. Ma'ruf, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dalam Penggunaan Aplikasi Tiket.com, Traveloka, dan Agoda Pada Google Playstore," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 13, no. 1, pp. 57–65, 2024, doi: 10.30591/smartcomp.v13i1.5378.
- [9] A. N. Syafia, M. F. Hidayattullah, and W. Suteddy, "Studi Komparasi Algoritma SVM Dan Random Forest Pada Analisis Sentimen Komentar Youtube BTS," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 207–212, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5064.
- [10] A. Nabillah *et al.*, "Twitter User Sentiment Analysis Of TIX ID Applications Using Support Vector Machine Algorithm," *RISTEC Res. Inf. Syst. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 14–27, 2022, doi: 10.31980/ristec.v3i1.1898.
- [11] E. Fitri, "Sentiment Analysis of the Ruangguru Application Using Naive Bayes, Random Forest and Support Vector Machine Algorithms," *J. Transform.*, vol. 18, no. 1, pp. 71–80, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v18i1.2317.
- [12] D. N. Novianti, D. F. Shiddieq, F. F. Roji, and W. Susilawati, "Comparison of Support Vector Machine and Naïve Bayes Algorithms for Sentiment Analysis of the Metaverse," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 231–239, 2024, doi: doi.org/10.57152/malcom.v4i1.1061.
- [13] M. Safrudin, M. Martanto, and U. Hayati, "Perbandingan Kinerja Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Genshin Impact," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 3, pp. 3182–3188, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.8415.
- [14] C. B. Suchahyo *et al.*, "Performance Analysis of Random Forest on Quartile Classification Journal," *Appl. Eng. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–17, 2024, doi: 10.31763/aet.v3i1.1189.
- [15] A. Miftahusalam, A. F. Nuraini, A. A. Khoirunisa, and H. Pratiwi, "Comparison of Random Forest, Naïve Bayes, and Support Vector Machine Algorithms in Analyzing Twitter Sentiment Regarding Public Opinion on the Removal of Honorary Employees," *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2022, no. 1, pp. 563–572, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1410.
- [16] A. J. N. Kisma, C. R. A. Widiawati, and S. Suliswaningsih, "Analysis of applications in Playstore based on Rating and Type using Naive Bayes and Logistic Regression," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 2, pp. 174–184, 2023, doi: 10.35957/jatisi.v10i2.
- [17] D. Kartini, R. A. Badali, Muliadi, D. T. Nugrahadi, F. Indriani, and S. W. Saputro, "Dimensionality Reduction Using Principal Component Analysis and Feature Selection Using Genetic," *Indones. J. Electron. Electromed. Eng. Med. Informatics*, vol. 7, no. 1, pp. 154–166, 2025, doi: 10.35882/ijeemi.v7i1.49.
- [18] M. R. Sudrajat, P. D. Atika, and Herlawati, "Implementasi Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Aplikasi KAI Access," *J. ICT Inf. Commun. Technol.*, vol. 20, no. 2, pp. 254–259, 2021, doi: 10.36054/jict-ikmi.v20i2.403.
- [19] E. Haryatmi and S. Pramita Hervianti, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Model Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 386–392, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3007.
- [20] R. Mardianto, Stefanie Quinevera, and S. Rochimah, "Perbandingan Metode Random Forest, Convolutional Neural Network, dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Mangga," *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 63–71, 2024, doi: 10.52158/jacost.v5i1.742.