

Sentiment Analysis Aplikasi Mobile TIX ID di Playstore Menggunakan Algoritma Random Forest

Reffina Ramadhini, M Rudi Sanjaya*, Endang Lestari Ruskan, Dwi Rosa Indah

Fakultas Ilmu Komputer, Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia

Email: ¹reffinajocharman27@gmail.com, ^{2,*}m.rudi.sjy@ilkom.unsri.ac.id, ³endanglestari@unsri.ac.id, ⁴indah812@unsri.ac.id

Email Penulis Korespondensi: m.rudi.sjy@ilkom.unsri.ac.id

Submitted: 16/05/2025; Accepted: 13/06/2025; Published: 13/06/2025

Abstrak—TIX ID merupakan salah satu platform hiburan *e-ticketing* pemesanan film yang mengalami lonjakan pesat di Indonesia. Berbagai macam fitur yang ditawarkan aplikasi TIX ID tentunya harus mampu memenuhi ekspektasi pengguna agar dapat bersaing di pasarnya. Pengaruh ulasan yang diberikan oleh pengguna berdampak sangat penting terhadap reputasi sebuah aplikasi, baik itu ulasan positif dalam bentuk teks kemudian diolah menjadi informasi ulasan negatif. Analisis sentimen merupakan studi yang digunakan dalam menganalisis sebuah ulasan maupun perspektif, tujuannya untuk menganalisis sentimen publik yang hasil akhirnya berupa informasi teks bersifat positif maupun negatif. Penelitian yang telah dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* berhasil mengumpulkan data ulasan sebanyak 2000 sampel yang berlabel positif dan negatif. Pemodelan *Random Forest* pada penelitian menggunakan evaluasi performa model *confusion matrix* dan *classification report* yang berhasil mencapai akurasi sebesar 87%, performa pada kelas negatif menunjukkan *precision* yang tinggi sebesar 85%, angka *recall* negatif sebesar 92%, dan *f1-score* 88%. Kemudian pada kelas positif *precision* mencapai angka 91%, *recall* sebesar 83%, dan *f1-score* di angka 87%. Sementara nilai *macro average* dan *weighted average* untuk seluruh metrik adalah 88%, menunjukkan keseimbangan performa klasifikasi diantara kelasnya. Secara keseluruhan, penerapan model algoritma *Random Forest* memberikan hasil yang akurat serta menjadikan analisis sentimen sebagai alat yang membantu pengembang dalam memahami kepuasan dan kebutuhan pengguna pada aplikasi TIX ID.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; TIX ID; Random Forest; Ulasan; Confusion Matrix

Abstract—TIX ID is one of the e-ticketing entertainment platforms for film orders that has experienced a rapid surge in Indonesia. The various features offered by the TIX ID application must of course be able to meet user expectations in order to compete in the market. The influence of reviews provided by users has a very important impact on the reputation of an application, whether it is positive reviews in the form of text and then processed into negative review information. Sentiment analysis is a study used in analyzing a review or perspective whose final result is in the form of positive or negative text information. The research that has been carried out using the Random Forest algorithm has succeeded in collecting review data of 2000 samples labeled positive and negative. Random Forest modeling in the study used the evaluation of the confusion matrix model and classification report which managed to achieve an accuracy of 87%, performance in the negative class showed high precision of 85%, negative recall rate of 92%, and f1-score of 88%. Then in the positif precision class reached 91%, recall was 83%, and f1-score was 87%. While the macro average and weighted average values for all metrics were 88%, indicating a balance of classification performance among the classes. Overall, the application of the Random Forest algorithm model provides accurate results and makes sentiment analysis a tool that helps developers understand user satisfaction and needs on the TIX ID application.

Keywords: Sentiment Analysis; TIX ID; Random Forest; Reviews; Confusion Matrix

1. PENDAHULUAN

Pembaharuan yang semakin pesat membawa perubahan terhadap teknologi informasi termasuk pada aplikasi hiburan di perangkat *mobile*. Dalam era digital masa kini, *platform* aplikasi mobile seperti *Playstore* menjadi salah satu pusat informasi penting agar pengguna memiliki pertimbangan untuk menyaring sebuah aplikasi [1]. Semakin pesatnya dunia perfilman khususnya di Indonesia, salah satu platform hiburan yang mengalami lonjakan pesat yaitu aplikasi TIX ID. Aplikasi ini digunakan oleh masyarakat untuk pemesanan tiket *film*, bioskop, dan pertunjukan lainnya secara *online*. TIX ID dirilis pada 21 Maret 2018 yang diciptakan oleh PT. Nusantara Elang Sejahtera, anak perusahaan dari PT. Nusantara Raya Sejahtera. Aplikasi ini tentunya bukan satu-satunya *platform e-ticketing film* yang ada di Indonesia, TIX ID memiliki kompetitor lainnya diantaranya M-Tix, CGV Cinemas, Cinopolis Indonesia, Go-Tix, Traveloka, BookMyShow yang juga menawarkan berbagai keunggulan disetiap masing-masing aplikasi. Oleh karena itu, berbagai macam fitur yang ditawarkan aplikasi TIX ID harus mampu memenuhi ekspektasi pengguna agar dapat bersaing di pasarnya yang semakin ketat.

Google *Playstore* merupakan toko aplikasi resmi yang dikembangkan oleh google berfungsi sebagai sarana bagi pengguna dalam mencari, mengakses, dan mengunduh aplikasi secara legal dalam perangkat android. Ulasan yang terdapat pada google *playstore* merupakan sumber penting bagi pengembang yang berisikan informasi untuk dapat memahami pengalaman serta kepuasan pengguna terkait aplikasi. Dengan banyaknya pengguna aplikasi TIX ID maka ulasan dan opini yang masyarakat berikan seringkali bersifat subjektif dan beragam, mencerminkan berbagai opini, emosi, dan pengalaman pengguna yang berbeda, hal ini tentunya penting bagi pengembang dalam meningkatkan layanan yang ditawarkan. Analisis terhadap ulasan ini dapat memberikan wawasan berharga mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi yang mereka gunakan. Oleh sebab itu, melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi TIX ID di *Playstore* menjadi sangat penting untuk memahami persepsi publik serta dalam pengambilan keputusan strategi untuk pengembangan aplikasi.



Analisis sentimen ialah mekanisme berupa otomatisasi yang berarah pada pemahaman, ekstraksi, dan pengolahan berdasarkan isi teks untuk memperoleh *sentiment* dalam sebuah persepsi [2]. Analisis sentimen digunakan dalam menganalisis sebuah ulasan maupun perspektif yang hasil akhirnya berupa informasi teks bersifat positif maupun negatif [3]. Sehingga, melakukan analisis sentimen terhadap ulasan atau sentimen aplikasi TIX ID di *Playstore* menjadi sangat penting untuk memahami persepsi publik dan sebagai pengambilan keputusan untuk strategi pengembangan aplikasi. *Sentiment analysis* tidak hanya bermanfaat untuk pengembang aplikasi namun juga bagi para pengguna aplikasi *mobile*.

Meskipun terdapat berbagai metode untuk melakukan penelitian analisis sentimen, algoritma pembelajaran mesin khususnya *random forest* menunjukkan potensi yang baik dalam klasifikasi teks. Metode *Random Forest* termasuk kedalam algoritma *ensemble* artinya untuk memperoleh keputusan akhir dilakukan *voting majority* dari gabungan *decision tree* untuk melakukan klasifikasi. *Decision tree* memiliki bentuk yang menyerupai pohon, yang mana simpul paling atas difungsikan sebagai akar pohon yang dibagi secara berulang melalui serangkaian simpul keputusan sampai pada simpul terminal [4].

Penelitian mengenai analisis sentimen terhadap aplikasi TIX ID telah dilakukan sebelumnya dengan pendekatan *Support Vector Machine* (SVM) dan *naive bayes* pada *google playstore* maupun dari media sosial twitter. Pada penelitian pertama [5] memanfaatkan dari data twitter, menggunakan pendekatan *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan pelabelan manual yang kurang efisien untuk skala data besar. Penelitian kedua [6] menggunakan algoritma *naive bayes* dengan data ulasan dari *playstore*, namun jumlah data yang digunakan masih terbatas serta masih menggunakan pelabelan secara manual dan cenderung subjektif. Kedua penelitian ini belum menguji efektivitas algoritma *random forest* yang dikenal lebih tangguh terhadap *noise* dan mampu menghasilkan klasifikasi yang lebih stabil. Meskipun aplikasi TIX ID telah lumrah dimata masyarakat namun belum ditemukan penelitian yang menggunakan algoritma *random forest* sebagai metode klasifikasi. Oleh karena itu penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan menggunakan algoritma *random forest* dengan jumlah data yang lebih besar, pelabelan data secara otomatis, pendekatan evaluasi metrik yang lebih lengkap dengan *confusion matrix* dan *classification report*, serta visualisasi hasil sehingga diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih komprehensif dalam mengenai sentimen pengguna terhadap aplikasi TIX ID.

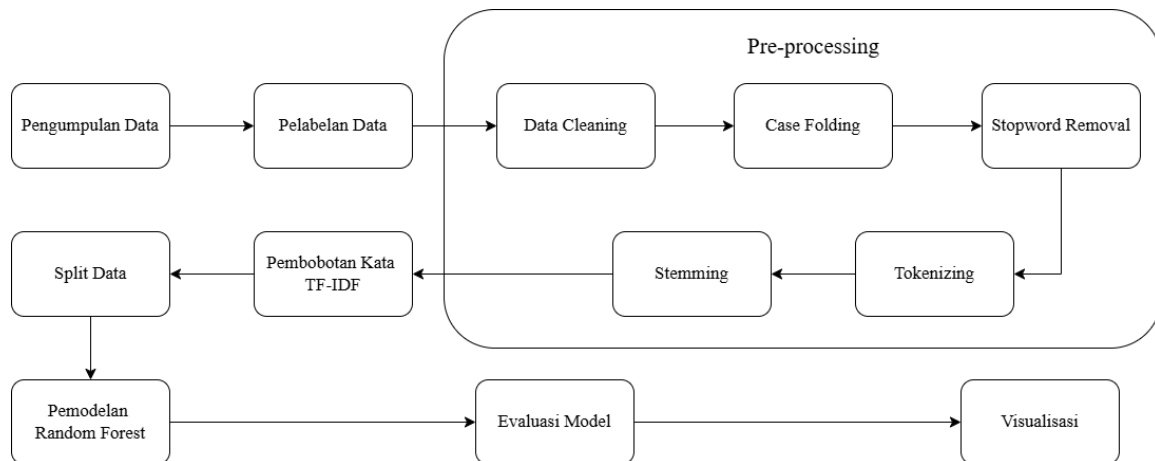
Beberapa penelitian sebelumnya yang telah membahas algoritma *random forest* diperkuat dari beberapa penelitian. Penelitian yang dilakukan Muhammad Fajar dan Carudin pada ulasan pengguna aplikasi SIREKAP pada *Playstore* menggunakan algoritma *random forest classifier* mencatat akurasi mencapai 74%, presisi 75%, *recall* 74%, dan *f1-score* 74% [7]. Penelitian oleh Nawang Ambika dan Aries Dwi, ulasan pada aplikasi dompet digital menggunakan algoritma *random forest* juga menunjukkan hasil untuk aplikasi gopay dengan akurasi 85,43%, lalu aplikasi shopeepay akurasi sebesar 85,50%, dan aplikasi linkaja mencapai akurasi tertinggi sebesar 89,02% [8]. Pada penelitian oleh Adrian dkk, pada analisis sentimen masyarakat perbandingan metode klasifikasi *random forest* dan SVM terhadap kebijakan PSBB (Pembatasan Sosial Berskala Besar), hasilnya *random forest* menghasilkan akurasi lebih tinggi (57,8%) sedangkan SVM menghasilkan akurasi lebih rendah (55,7%) [9]. Berdasarkan dari berbagai penelitian di indonesia, algoritma *random forest* membuktikan keefektifan serta keakuratan dalam berbagai macam aplikasi, termasuk klasifikasi, prediksi, dan analisis data.

Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini akan berfokus pada *sentiment analysis* ulasan aplikasi *mobile* TIX ID di *google playstore* menggunakan algoritma *random forest* sebagai metodologi analisis. Diharapkan, hasil penelitian ini mampu memberikan kontribusi dalam pengembangan aplikasi TIX ID dan memberi rekomendasi untuk peningkatan fitur dan layanan berdasarkan sentimen pengguna. Selain itu, penelitian ini diharapkan mampu memberikan wawasan mengenai optimalisasi hasil algoritma *random forest* dalam menganalisis sentimen terhadap aplikasi digital berbasis *mobile* yang tengah berkembang pesat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan pada penelitian ini mengadopsi algoritma *random forest* sebagai metode klasifikasi untuk menentukan sentimen pengguna. Algoritma *random forest* bersifat sebagai *ensemble learning* yang terkenal dengan akurasi serta kemampuannya dalam mengatasi *overfitting*. Alur dari penelitian akan digambarkan melalui bagan yang saling berurutan [10]. Tahapan penelitian ini dimulai dari pengumpulan data ulasan pengguna aplikasi TIX ID dari *google playstore*, dilanjutkan dengan pelabelan data berdasarkan rating bintang. Data kemudian diproses melalui tahap *pre-processing* yang mencakup data *cleaning*, *case folding*, *stopword removal*, *tokenizing*, dan *stemming*. Setelah itu, dilakukan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF. Data yang telah diproses kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji, lalu dimodelkan menggunakan algoritma *Random Forest*. Selanjutnya, dilakukan evaluasi performa model klasifikasi dengan mengukur nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai sejauh mana model dapat memprediksi label sentimen secara tepat. Evaluasi penelitian ini dilengkapi dengan *confusion matrix* dan *classification report* guna mengetahui kekuatan dan kelemahan model yang digunakan. Tahap akhir penelitian merupakan visualisasi hasil analisis untuk mengetahui proporsi sentimen positif dan negatif, menggunakan grafik distribusi dan wordcloud sangat efektif dalam mengekstraksi wawasan dari teks ulasan pengguna. Gambaran dari tahapan proses penelitian ini diperlihatkan melalui Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada proses penelitian dilakukan dengan mengekstrak data secara otomatis dari google playstore yang dilakukan dengan cara *crawling* dan *scraping* terhadap halaman aplikasi yang diinginkan [11]. Proses ini memungkinkan pengguna untuk mengambil informasi umum berupa teks ulasan, *rating* atau Bintang, tanggal ulasan, serta ID pengguna dan menyimpannya dalam format yang dapat diolah, seperti *file spreadsheet* atau *database*.

2.3 Pelabelan Data

Dalam tahapan selanjutnya dilakukan pelabelan data yang mana proses ini akan menentukan kategori sebuah sentimen dari setiap ulasan pengguna pada aplikasi TIX ID. Pada penelitian ini menggunakan pendekatan *supervised learning* yang mengharuskan tersedianya dataset ulasan memiliki label (*target class*) [12], untuk acuan dalam pelatihan model untuk memprediksi data baru yang belum berlabel. Pelabelan penelitian ini dilakukan secara otomatis melalui google colab berdasarkan nilai atau peringkat bintang pada ulasan yang diberikan pengguna di aplikasi TIX ID. Pelabelan ini kemudian akan menjadi dasar dalam proses pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*.

2.4 Data Pre-processing

Pre-processing merupakan tahapan penting untuk membersihkan teks yang dilakukan dapat memenuhi persyaratan dalam analisis data [13]. Pada penelitian [14] menyatakan bahwa pemahaman terhadap sebuah struktur dan konteks data sangat penting untuk merancang *pre-processing* yang efektif dalam *machine learning*. Tahapan yang akan dilakukan dalam *pre-processing* penelitian ini meliputi *data cleaning*, *case folding*, *stopward removal*, *tokenizing*, dan *stemming*.

2.4.1 Data Cleaning

Dalam tahapan pertama sebelum data diproses lebih lanjut, data akan melalui proses *cleaning* atau pembersihan data yakni menghapus karakter spesial, tanda baca, dan teks yang tidak relevan seperti emoji, *HTML*, *tags*, atau simbol. Proses ini langkah penting karena kualitas data yang buruk dapat menurunkan performa model, sehingga tahapan ini merupakan komponen krusial [15].

2.4.2 Case Folding

Setelah proses *cleaning* selesai tahapan selanjutnya adalah *case folding* yang mana teknik ini untuk memproses teks yang berfungsi merubah setiap karakter dalam *string* beralih ke huruf kecil (*lowercase*). Langkah ini bertujuan untuk menyamakan huruf besar dan kecil agar perbedaan bentuk huruf tidak memengaruhi proses analisis teks [16].

2.4.3 Stopward Removal

Tahap ini merupakan proses menghilangkan kosakata yang tidak mengandung ciri khas atau kata unik dari sebuah data [17]. Contoh *stopword* dalam lingkup Bahasa Indonesia ialah “yang”, “dan”, “di”, “dari”, ini bertujuan agar model *machine learning* fokus pada kata inti yang membawa makna.

2.4.4 Tokenizing

Tokenizing ialah tahap penguraian teks yang dipecah kedalam unit-unit kata atau token dari *library NLP*, tujuan dari proses ini memungkinkan analisa kata per kata dan sebagai dasar untuk tahap selanjutnya [18].

2.4.5 Stemming

Tahapan *stemming* digunakan untuk penggambaran serta penjabaran bentuk dari suatu kata pada bentuk kata dasarnya. Normalisasi kata ini ditujukan untuk mengganti kata-kata slang atau informal dengan kata-kata baku sesuai dengan

kamus normalisasi yang disiapkan [19]. Pada proses ini menggunakan *library* python sastrawi, *library* sastrawi mengimplementasikan algoritma Nazief dan Adriani dalam proses *stemming* kata-kata Bahasa Indonesia.

2.5 Pembobotan Kata

Pembobotan kata atau TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) adalah metode dalam menghitung frekuensi kemunculan suatu kata dalam teks, melalui tahapan seperti praprosesan, pembentukan daftar kata, dan perhitungan TF-IDF, yang hasilnya akhirnya digunakan untuk menemukan kata-kata kunci yang paling relevan dalam dokumen [20]. Penelitian [21] menggambarkan rumus TF-IDF yang dapat dilihat pada persamaan 1 dan 2.

$$IDF = \log \frac{D}{DF} \tag{1}$$

$$TF - IDF = tf \times idf \tag{2}$$

Pada persamaan 1 dan 2, penelitian [21] menjelaskan rumus untuk perhitungan metode TF-IDF yang mana *D* merupakan jumlah dokumen data *training*, *DF* jumlah dokumen yang memiliki kata tersebut, *tf* (*term frequency*) kemunculan kata kata pada dokumen, *idf* (*inverse document frequency* tiap *term*/kata).

2.6 Split Data

Data ulasan pengguna yang sudah dikumpulkan dari Google *Playstore* dan telah melewati tahap pelabelan data serta *pre-processing*. Data tersebut dipisah kedalam dua subset utama, data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Proses pembagian data diproses secara acak menerapkan metode *hold-out validation* dengan perbandingan 80:20, di mana 80% data akan diproses untuk data latih (*testing data*) dan 20% sisanya diproses sebagai data uji (*training data*), pemilihan proporsi 80:20 dipertimbangkan berdasarkan praktik umum dalam *machine learning*, Tujuannya adalah untuk memisahkan data yang digunakan untuk membangun model *Random Forest* dan data yang dipergunakan untuk mengevaluasi perfoma model *Random Forest*. Penelitian [22] menjelaskan pemisahan data yang tidak tepat akan menyebabkan *overfitting* dan mempengaruhi generalisasi model terhadap data.

2.7 Pemodelan *Random Forest*

Dalam tahap ini algoritma *Random Forest* dipakai sebagai klasifikasi utama dalam analisis sentimen penelitian ini. *Random forest* merupakan metode *ensemble* yang mengintegrasikan sejumlah pohon keputusan (*decision trees*) untuk menghasilkan prediksi stabil serta tepat. Setiap pohon dalam pemodelan dibangun dari subset acak data dan fitur, yang bertujuan untuk mengurangi *overfitting* serta meningkatkan generalisasi [23]. Pada penelitian [24] *decision tree* memulai prosesnya dengan menghitung nilai *gini impurity* dan *average gini impurity* yang digunakan sebagai penentu tingkat *information gain*, berikut rumus dari ketiganya dalam persamaan 3, 4, 5.

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^n (P_i)^2 \tag{3}$$

$$average\ gini\ impurity = \frac{n}{i} \times gini \tag{4}$$

$$Information\ Gain = Gini\ impurity - Avarage\ Gini\ Impurity \tag{5}$$

Pada persamaan 3,4,5 diterangkan bahwa *n* merupakan jumlah *term* atau kata, kemudian *Pi* adalah probabilitas kemunculan *term*, serta *i* adalah jumlah dokumen.

2.8 Evaluasi Model

Evalusi model *Random Forest* dalam penelitian ini dilakukan memakai metode *confusion matrix* dan *classification report*. Metode *confusion matrix* diterapkan untuk mengukur setiap kata sentimen yang diklasifikasikan dengan benar atau salah untuk model klasifikasi. Pemodelan *confusion matrix* menggunakan metrik evaluasi klasifikasi yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. *Accuracy* mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap total data, *precision* menunjukkan tingkat keakuratan prediksi positif, *f1-score* merupakan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall* yang kemudian ditampilkan melalui *classification report*. Evaluasi ini memberikan gambaran yang lebih menyeluruh terhadap performa model, tidak hanya dari sisi akurasi tetapi juga dari keseimbangan dalam mengklasifikasikan dua kelas sentimen. Pada penelitian [25] menjelaskan bahwa evaluasi *confusion matrix* dituangkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>	<i>Predicted Positif</i>	<i>Predicted Negatif</i>
<i>Actual Positif</i>	TP	TN
<i>Actual Negatif</i>	FP	FN

Pada Tabel 1 dijelaskan bahwa *True Positif* (TP) merupakan jumlah prediksi negatif yang benar, dan *False Positif* (FP) merupakan jumlah prediksi positif yang salah, dan *True Negatif* (TN) merupakan jumlah prediksi negatif yang salah, kemudian *False Negatif* (FN) merupakan jumlah prediksi positif yang benar. Perumusan untuk metrik

klasifikasi dalam *confusion matrix* yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dirumuskan dalam persamaan 6, 7, 8, 9.

$$Accuracy = \frac{\{TP + TN\}}{\{TP + TN + FP + FN\}} \tag{6}$$

$$Precision = \frac{\{TP\}}{\{TP + FP\}} \tag{7}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{8}$$

$$F1 - Score = 2x \frac{Recall \times Precision}{Recall+Precision} \tag{9}$$

2.9 Visualisasi

Visualisasi penelitian ini menggunakan grafik distribusi sentimen positif dan negatif untuk melihat berapa banyak data dari setiap sentimen. Dan visualisasi wordcloud untuk masing-masing kategori sentimen yang menampilkan kata-kata paling dominan dari hasil pemodelan. Kedua visualisasi ini akan memudahkan pengguna aplikasi TIX ID dalam memahami hasil yang akan menjadi wawasan mendalam mengenai fitur aplikasi, yang kemudian dapat menjadi bahan rekomendasi bagi pengembang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengumpulan Data

Sumber data pada penelitian ini diperoleh dengan mengambil data ulasan (*review*) dari aplikasi TIX ID yang terdapat pada Google *Playstore*. Dalam pengumpulan data, dilakukan metode *web scraping* menggunakan Google Colab melalui bantuan *library google-play-scraper*, untuk mengekstrak data secara otomatis dari halaman aplikasi. Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 2000 ulasan yang diambil secara acak (*random sampling*) untuk memastikan keberagaman dan representasi opini secara adil. Beberapa contoh dari hasil pengumpulan data dituangkan dalam Tabel 2.

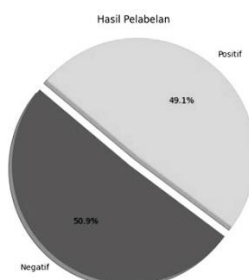
Tabel 2. Sampel Dataset Pengumpulan Data

Username	Score	At	Content
Hilmawan kresna premana	1	2025-04-13 03:50:40	Ini knp y baru instal gk bisa dibuka. Udah lebih dr 5menit tulisan tix id background biru dongker gk berubah-ubah. Stuk disitu aja drtd. Update : ada pop up bertuliskan "ada kendala, coba ulangi beberapa saat lagi" Ps. Bintang akan di rubah jika apk sudah bisa dibuka.
Khusnul Khotimah	4	2025-04-13 08:23:19	Buat Emak2 Gptek yg mager ngantri jam tayang film,ini ngebanu banget sih.Bisa pilih jam tayang, pilah pilih film juga lewat hp, tinggal geser2,klik.Payment.Udah.Aplikasinya juga mudah... Cakep.

Pada Tabel 2 data yang sudah dikumpulkan berisi informasi penting dalam setiap *review*, diantaranya nama pengguna, tanggal *review*, *rating*, bintang, isi *review* atau komentar. Data ulasan ini diambil dalam rentang waktu 1 tahun terakhir agar menjamin aktualisasi dan relevansi informasi yang dianalisis.

3.2 Hasil Pelabelan Data

Pelabelan penelitian ini dilakukan secara otomatis melalui google colab sebanyak 2000 data yang berdasarkan nilai atau peringkat bintang pada ulasan pengguna di aplikasi TIX ID. Hasil data ulasan sentimen positif yang didapat yaitu sebanyak 885 sedangkan sentimen negatif berjumlah 917. Keakuratan pelabelan data dalam setiap kategori secara persentase disajikan melalui Gambar 2.



Gambar 2. Persentase Pelabelan Data

Selain persentase, logika pelabelan dalam penelitian ini diperlihatkan pada Tabel 3 yaitu nilai atau bintang 1 sampai 3 dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan nilai atau bintang 4 sampai 5 dikategorikan kedalam sentimen positif. Pelabelan ini kemudian akan menjadi dasar dalam proses pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*.

Tabel 3. Sampel Dataset Pelabelan Data

Content	Score	Label
Praktis utk pesan nonton film bioskop	5	Positif
Mudah pesan tiket, dan mudah penggunaan	4	Positif
eror gabisa bikin akun yang jagain server kurang pro	2	Negatif
Aplikasinya rusak/tidak bisa digunakan	1	Negatif

3.3 Hasil Pre-processing

Pada tahap *pre-processing* data yang telah disiapkan akan melalui proses data *cleaning*, *case folding*, *stopword removal*, *tokenizing*, *normalisasi*, dan *stemming*. Adapun pembahasan dari setiap proses dijelaskan sebagai berikut.

3.3.1 Data Cleaning

Pada proses *cleaning* karakter spesial, tanda baca, dan teks yang tidak relevan seperti emoji, *HTML*, *tags*, atau simbol dihilangkan untuk menyederhanakan teks ulasan serta menghindari kekeliruan agar memudahkan proses pada tahap analisis selanjutnya.

Tabel 4. Sampel Dataset *Cleaning*

Content	Data Cleaning
lebih mudah dan byk bonus 🙌👍	lebih mudah dan byk bonus
Aplikasinya error setiap promo, padahal jaringan oke ² aja. sebenarnya niat ngasih promo apa engga sih 😊	aplikasinya error setiap promo padahal jaringan oke aja sebenarnya niat ngasih promo apa engga sih
Tiba" gabisa di buka.. Padahal udah lama bgt pake ini apk.. Sudah update + koneksi lancar.. Tetep gabisa.. 😞	tiba gabisa di buka padahal udah lama bgt pake ini apk sudah update koneksi lancar tetep gabisa
Bagus pesan tiket disini sangat memudahkan, Makasih 🙏😊	bagus pesan tiket disini sangat memudahkan makasih

Pada Tabel 4 contoh sampel dataset berisi ulasan yang sebelumnya memiliki emoji, tanda baca, dan simbol pada tahap ini berbagai elemen tidak relevan dalam ulasan dibersihkan secara otomatis. Selain itu, kata-kata diseragamkan dengan mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil dan menghilangkan karakter yang tidak memiliki makna penting.

3.3.2 Case folding

Pada tahap *case folding* karakter ‘A’-‘Z’ yang mulanya huruf besar diganti dalam karakter huruf kecil seperti ‘a’-‘z’. Ini bertujuan untuk menyamakan antara huruf kapital dan huruf kecil supaya analisis teks bisa dilakukan tanpa memperlihatkan perbedaanya [16].

Tabel 5. Sampel Dataset *Case Folding*

Content	Case Folding
lebih mudah dan byk bonus	lebih mudah dan byk bonus
Aplikasinya error setiap promo padahal jaringan oke aja sebenarnya niat ngasih promo apa engga sih	aplikasinya error setiap promo padahal jaringan oke aja sebenarnya niat ngasih promo apa engga sih
Tiba gabisa di buka padahal udah lama bgt pake ini apk sudah update koneksi lancar tetep gabisa	tiba gabisa di buka padahal udah lama bgt pake ini apk sudah update koneksi lancar tetep gabisa
Bagus pesan tiket disini sangat memudahkan makasih	bagus pesan tiket disini sangat memudahkan makasih

Tabel 5 menunjukkan isi ulasan yang mulanya berhuruf besar diubah menjadi huruf kecil, contoh pada tabel kata “Bagus” diubah menjadi “bagus”.

3.3.3 Stopword Removal

Pada tahap ini yang dilakukan adalah menghilangkan kosakata yang tidak mengandung ciri khas atau kata unik. Contoh *stopword* pada Bahasa Indonesia ialah “yang”, “dan”, “di”, “dari”.

Tabel 6. Sampel Dataset *Stopword Removal*

Content	Stopword Removal
lebih mudah dan byk bonus	mudah byk bonus

Content	Stopword Removal
aplikasinya error setiap promo padahal jaringan oke aja sebenarnya niat ngasih promo apa engga sih	aplikasinya error promo jaringan oke aja sebenarnya niat ngasih promo engga sih
tiba gabisa di buka padahal udah lama bgt pake ini apk sudah update koneksi lancar tetep gabisa	gabisa buka udah bgt pake apk update koneksi lancar tetep gabisa
bagus pesan tiket disini sangat memudahkan makasih	bagus pesan tiket memudahkan makasih

Pada Tabel 6 kata seperti “lebih”, “tiba”, “di”, “setiap”, “apa”, “pake”, “ini”, “sudah”, “disini”, “sangat” dihilangkan yang berarti kata tersebut termasuk kedalam kategori *stopword removal*.

3.3.4 Tokenizing

Tokenizing adalah proses penguraian teks yang dipecah kedalam unit-unit kata atau token sehingga memudahkan analisis perkata untuk tahapan selanjutnya yang dijelaskan pada Tabel 7.

Tabel 7. Sampel Dataset *Tokenizing*

Content	Tokenizing
mudah byk bonus	['mudah', 'byk', 'bonus']
aplikasinya error promo jaringan oke aja sebenarnya niat ngasih promo engga sih	['aplikasinya', 'error', 'promo', 'jaringan', 'oke', 'aja', 'sebenarnya', 'niat', 'ngasih', 'promo', 'engga', 'sih']
gabisa buka udah bgt pake apk update koneksi lancar tetep gabisa	['gabisa', 'buka', 'udah', 'bgt', 'pake', 'apk', 'update', 'koneksi', 'lancar', 'tetep', 'gabisa']
bagus pesan tiket memudahkan makasih	['bagus', 'pesan', 'tiket', 'memudahkan', 'makasih']

Seperti pada Tabel 7 isi teks *content* “mudah byk bonus” dipecah menjadi unit perkata yaitu ‘mudah’, ‘byk’, ‘bonus’.

3.3.5 Stemming

Pada proses *stemming* digunakan *library* python sastrawi untuk mengimplementasikan algoritma Nazief dan Adriani dalam proses *stemming*. Tujuannya adalah untuk mengurangi beragam kata yang mempunyai makna sama, agar proses analisis teks menjadi akurat.

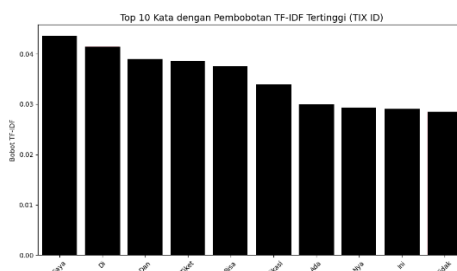
Tabel 8. Sampel Dataset *Stemming*

Content	Stemming
['mudah', 'byk', 'bonus']	mudah byk bonus
['aplikasinya', 'error', 'promo', 'jaringan', 'oke', 'aja', 'sebenarnya', 'niat', 'ngasih', 'promo', 'engga', 'sih']	aplikasi error promo jaring oke aja sebenarnya niat ngasih promo engga sih
['gabisa', 'buka', 'udah', 'bgt', 'pake', 'apk', 'update', 'koneksi', 'lancar', 'tetep', 'gabisa']	gabisa buka udah bgt pake apk update koneksi lancar tetep gabisa
['bagus', 'pesan', 'tiket', 'memudahkan', 'makasih']	bagus pesan tiket mudah makasih

Hasil *stemming* pada penelitian ini berhasil mengumpulkan kata sebanyak 5788, pada beberapa contoh tertuang pada Tabel 8 menunjukkan kata “memudahkan” dapat direduksi menjadi “mudah”, dan kata “aplikasinya” menjadi “aplikasi” kata ini memiliki akar makna yang sama meskipun bentuk turunannya berbeda.

3.4 Hasil Pembobotan Kata

Setelah *pre-processing* selesai tahap selanjutnya berupa metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) yang digunakan untuk pembobotan kata. Bertujuan agar mengetahui signifikansi suatu kata dalam sebuah data terhadap keseluruhan teks corpus. Semakin tinggi skor TF-IDF maka semakin unik dan penting kata pada data tersebut. Berdasarkan hasil proses TF-IDF dalam penelitian ini, total fitur atau kata unik setelah pembobotan kata adalah 5788. Berikut sepuluh kata dengan skor bobot tertinggi dalam dataset ulasan pengguna aplikasi TIX ID di *playstore* pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Hasil Pembobotan Kata

Dalam Gambar 3 terdapat kata “saya”, “di”, dan “dan” merupakan bobot tertinggi yaitu mencapai 0.043 dari tahap TF-ID, kata tersebut merupakan kata umum dalam bahasa Indonesia. Namun, kata “tiket”, “bisa”, “aplikasi” ini menunjukkan bahwa fokus ulasan pengguna aplikasi dalam pembelian tiket menunjukkan bobot 0.038. Sementara kata “tidak” dan “ada” berpotensi mengindikasikan bahwa adanya sentimen negatif dari sebagian pengguna aplikasi TIX ID.

3.5 Pemodelan Random Forest

Pemodelan klasifikasi penelitian ini mengadopsi algoritma *Random Forest* yang mana salah satu algoritma *ensemble learning* berbasis pohon keputusan (*decision tree*). *Random forest* bekerja dengan membangun dari subset acak data dan fitur, yang bertujuan untuk mengurangi *overfitting* serta meningkatkan generalisasi [23], sehingga memperoleh hasil akhir yang akurat dan stabil. Sebelum dilakukan pemodelan data telah dipisah kedalam dua subset utama yaitu data latih (*training data*) serta data uji (*testing data*) menggunakan rasio perbandingan 80:20 menggunakan fungsi *train_test_split*.

```

0s ✓ ▶ print(X_train.shape)
      print(y_train.shape)
      print(X_test.shape)
      print(y_test.shape)

⇄ (1440,)
  (1440,)
  (361,)
  (361,)
    
```

Gambar 4. Hasil Split Data

Hasil pemodelan pada Gambar 4 menunjukkan ada 1440 data latih yang dipakai guna melatih model sehingga mampu mengidentifikasi sebuah pola dari data ulasan dan menentukan sentimen, sedangkan sebanyak 361 data uji untuk mengevaluasi performa sebuah model.

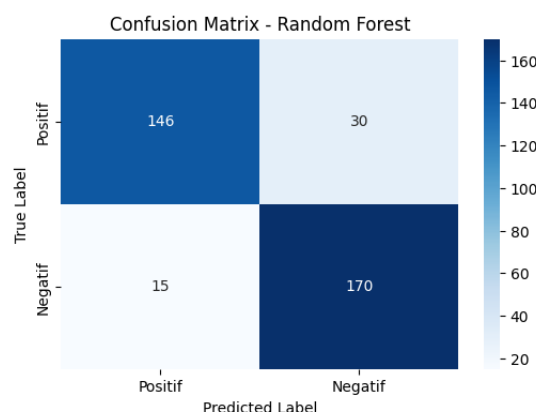
3.6 Evaluasi Model

Evaluasi terhadap performa model *Random Forest* dilakukan melalui analisis *confusion matrix* dan *classification report* untuk mengukur ketepatan klasifikasi sebuah model dalam memprediksi sentimen positif dan negatif. Berdasarkan evaluasi performa model menggunakan 20% data uji yang berjumlah keseluruhan 361 sampel data. Jumlah prediksi benar dan salah dari setiap kelas dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Confusion Matrix

Class	Predicted Positif	Predicted Negatif
True Label Positif	146	30
True Label Negatif	15	170

Berdasarkan hasil Tabel 9 menunjukkan *confusion matrix* yang berhasil memprediksi total data sebanyak 361, 146 data positif berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai label positif, sedangkan 170 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif. Namun terdapat kesalahan klasifikasi, yaitu 30 data label positif dikelompokkan sebagai negatif, sedangkan 15 data label negatif dikelompokkan sebagai positif. Dengan begitu, total perolehan klasifikasi yang benar adalah 145 (*True Label Positif*) + 170 (*True Label Negatif*) = 361 data, dan menghasilkan akurasi sebesar 0.87 atau 87%.



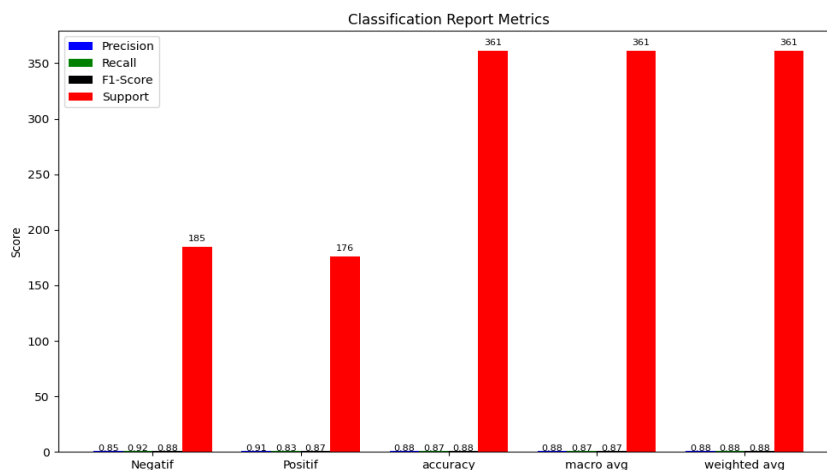
Gambar 5. Heatmap Confusion Matrix

Gambar 5 memperlihatkan visualisasi *confusion matrix* dalam bentuk *heatmap* yang memperjelas distribusi prediksi terhadap masing-masing kelas. Pada *heatmap* tersebut, warna biru gelap pada diagonal utama menyatakan bahwa prediksi yang dilakukan oleh model mayoritas benar, baik untuk kelas positif maupun negatif. Gambar ini memperkuat temuan pada tabel bahwa mayoritas data berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kelas aslinya. Selanjutnya, Tabel 10 menampilkan *classification report* yang memuat nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* pada setiap kelasnya.

Tabel 10. Classification Report

Sentiment	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.85	0.92	0.88	185
Positif	0.91	0.83	0.87	176
Accuracy			0.88	361
Macro Avg	0.88	0.87	0.87	361
Weighted Avg	0.88	0.88	0.88	361
Accuracy	0.8753462603878116			

Dilihat berdasarkan Tabel 10 untuk sentimen negatif, model memperoleh *precision* sebesar 0.85, *recall* sebesar 0.92, dan *f1-score* sebesar 0.88 yang berjumlah sebanyak 185 data. Dan untuk sentimen positif memperoleh *precision* sebesar 0.91, *recall* 0.83, dan *f1-score* sebesar 0.87 yang berjumlah 176 data. Nilai *macro average* dan *weighted average* untuk seluruh metrik adalah 0.88, yang menunjukkan keseimbangan performa klasifikasi antar kelas.

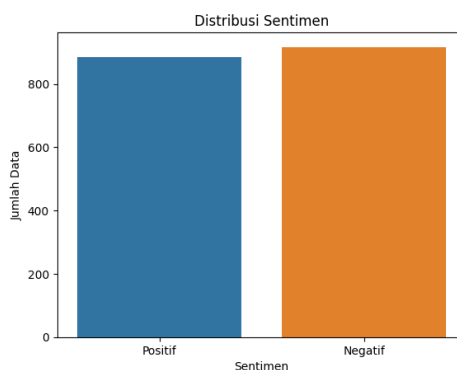


Gambar 6. Grafik Classification Report

Agar lebih mudah memahami hasil pemodelan, dituangkan grafik pada Gambar 6 dari *classification report* dengan skor evaluasi yang jelas seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan jumlah data (*support*) dari setiap kelas, yang memperlihatkan bahwa model algoritma *Random Forest* menghasilkan performa klasifikasi yang seimbang antara sentimen positif dan negatif.

3.7 Visualisasi

Visualisasi distribusi sentimen pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 7 diketahui bahwa jumlah ulasan dengan sentimen negatif lebih dominan mencapai 800 sampel data dibandingkan sentimen positif. Data tersebut memperlihatkan bahwa sebagian pengguna aplikasi TIX ID menyampaikan ketidakpuasannya terhadap aplikasi melalui ulasan pada google *playstore*.



Gambar 7. Grafik Sentimen

kualitas layanan dan kepuasan pengguna. Temuan ini diharapkan dapat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan strategis untuk meningkatkan kualitas layanan pada aplikasi TIX ID serta referensi bagi penelitian selanjutnya.

REFERENCES

- [1] M. Mumtaz and R. Sanjaya, "Analisis Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi Mobile Traveloka Menggunakan Metode End-User Computing Satisfaction (EUCS)," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 2, pp. 284–301, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i5.3454.
- [2] R. L. Atimi and Enda Esyudha Pratama, "Implementasi Model Klasifikasi Sentimen Pada Review Produk Lazada Indonesia," *J. Sains dan Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 88–96, 2022, doi: 10.34128/jsi.v8i1.419.
- [3] E. Apriani, F. Oktavianalisti, L. D. H. Monasari, I. Winarni, and I. F. Hanif, "Analisis Sentimen Penggunaan TikTok Sebagai Media Pembelajaran Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 1160–1168, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1482.
- [4] Z. Muhammad, J. Nafis, R. Nazilla, R. Nugraha, and S. Uyun, "Perbandingan Algoritma Decision Tree dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Serangan Jaringan IoT Comparison of Decision Tree and K-Nearest Neighbour Algorithms for IoT Network Attack Classification," *Komputika: Jurnal Sistem Komputer.*, vol. 13, pp. 245–252, 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i2.12609.
- [5] 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.
- [6] D. F. Setiawan, A. Erlansari, and J. P. Sari, "Penerapan Data Mining pada Review TIX ID Menggunakan Naïve Bayes Berbasis SMOTE & PSO," *J. Eksplora Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 37–45, 2023, doi: 10.30864/eksplora.v12i1.1034.
- [7] M. F. Y. Herjanto and C. Carudin, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sirekap Pada Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, pp. 1204–1210, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4192.
- [8] N. Ambika Hapsari and A. Dwi Indriyanti, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Dompot Digital Menggunakan Algoritma Random Forest," *J. Emerg. Inf. Syst. Bus. Intell.*, vol. 04, no. 03, pp. 186–192, 2023, doi: 10.26740/jeisbi.v4i3.55696.
- [9] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy, and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB," *J. Inform. Upgris*, vol. 7, no. 1, pp. 36–40, 2021, doi: 10.26877/jiu.v7i1.7099.
- [10] D. Alita and A. R. Isnain, "Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier," *J. Komputasi*, vol. 8, no. 2, pp. 50–58, 2020, doi: 10.23960/komputasi.v8i2.2615.
- [11] M. R. Ningsih, "Sentiment Analysis on SocialMedia Using TF-IDF Vectorization and H2O Gradient Boosting for Student Anxiety Detection," *Scientific Journal of Informatics.*, vol. 11, no. 4, pp. 1137–1144, 2024, doi: 10.15294/sji.v11i4.20582.
- [12] E. Retnoningsih and R. Pramudita, "Mengenai Machine Learning Dengan Teknik Supervised Dan Unsupervised Learning Menggunakan Python," *Bina Insa. Ict J.*, vol. 7, no. 2, p. 156, 2020, doi: 10.51211/biict.v7i2.1422.
- [13] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022.
- [14] H. J. Park, Y. S. Koo, H. Y. Yang, Y. S. Han, and C. S. Nam, "Study on Data Preprocessing for Machine Learning Based on Semiconductor Manufacturing Processes," *Sensors*, vol. 24, no. 17, pp. 1–14, 2024, doi: 10.3390/s24175461.
- [15] B. L. Ortiz *et al.*, "Data Preprocessing Techniques for Artificial Intelligence (AI)/Machine Learning (ML)-Readiness: Systematic Review of Wearable Sensor Data in Cancer Care (Preprint)," *JMIR mHealth uHealth*, vol. 12, pp. 1–18, 2024, doi: 10.2196/59587.
- [16] N. Z. Rania and R. D. Syah, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Gojek Pada Play Store Menggunakan Metode Random Forest Classifier," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 29, no. 2, pp. 144–153, 2024, doi: 10.35760/ik.2024.v29i2.11877.
- [17] A. Z. Amrullah, A. Sofyan Anas, and M. A. J. Hidayat, "Analisis Sentimen Movie Review Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square," *J. Bumi. Inf. Tec.*, vol. 2, no. 1, pp. 40–44, 2020, doi: 10.30812/bite.v2i1.804.
- [18] S. Aulia, "Klasterisasi Pola Penjualan Pestisida Menggunakan Metode K-Means Clustering (Studi Kasus Di Toko Juanda Tani Kecamatan Hutabayu Raja)," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, 2021, doi: 10.46576/djtechno.v1i1.964.
- [19] Fuad Amirullah, Syariful Alam, and M. Imam Sulistyio S, "Analisis Sentimen Terhadap Kinerja KPU Menjelang Pemilu 2024 Berdasarkan Opini Twitter Menggunakan Naïve Bayes," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 69–76, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2293.
- [20] N. Umaira, C. Mohd, and N. A. Shafie, "Performance of TF-IDF for Text Classification Reviews on Google Play Store: Shopee," *J. of Com. Res. and Innov.*, vol. 9, no. 2, 2024, doi: 10.24191/jcrinn.v9i2.410.
- [21] I. Afdhal, R. Kurniawan, I. Iskandar, R. Salambue, E. Budianita, and F. Syafria, "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Islamofobia," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 122–130, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i1.4004.
- [22] V. R. Joseph and A. Vakayil, "SPlit: An Optimal Method for Data Splitting," *Technometrics*, vol. 64, no. 2, pp. 166–176, 2022, doi: 10.1080/00401706.2021.1921037.
- [23] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Tek. dan Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.
- [24] T. Fadiyah Basar, D. E. Ratnawati, and I. Arwani, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Pembayaran Cashless menggunakan ShopeePay dengan Algoritma Random Forest," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 3, pp. 1426–1433, 2022.