

## PENGGUNAAN METODE SVM DAN RANDOM FOREST UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA TERHADAP KAI ACCESS DI GOOGLE PLAYSTORE

**Natalya Br Sidauruk, Noviana Riza, Rd. Nuraini Siti Fatonah**

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional, Indonesia

Jl. Sariasih No.54 Bandung 40151, Telp. 022-2009570, Fax 022-2009568

*natalyasidauruk@gmail.com*

### ABSTRAK

KAI Access merupakan sebuah platform akses digital yang menyediakan layanan terhadap transportasi, yang sering digunakan. Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap pengguna KAI Access menjadi relevan untuk mendapatkan wawasan yang berharga bagi pengembang dan pengelolaan aplikasi. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen data ulasan pengguna terhadap KAI Access. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data dari Google Playstore. Data yang terkumpul kemudian diolah menggunakan pelabelan, preprocessing, pembobotan dan klasifikasi. Mengevaluasi ulasan pengguna KAI Access dengan data yang banyak memerlukan analisis sentimen dalam mengelompokkan data ulasan pengguna menjadi kategori positif atau negatif. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas pengguna KAI Access adalah sentimen negatif daripada sentimen positif. Data ulasan yang dilabeli dan menganalisis dengan menerapkan metode SVM dan Random Forest agar dapat mengklasifikasikan ulasan pengguna. Dimana SVM mencari garis atau hyperlane terbaik sedangkan Random Forest menggunakan beberapa pohon keputusan yang bekerja bersama untuk menghasilkan klasifikasi akhir. Dataset terdiri dari 655 ulasan terbagi menjadi 529 ulasan negatif dan 90 ulasan positif. Klasifikasi dengan metode SVM memperoleh tingkat akurasi sebesar 97% dibandingkan metode Random Forest diperoleh akurasi sebesar 93%. Ini berarti SVM lebih akurat dalam mengklasifikasikan sentimen data uji dalam penelitian.

**Kata kunci:** *KAI Access, SVM, Random Forest, Ulasan, Analisis Sentimen.*

### 1. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, penggunaan aplikasi mobile semakin meluas, baik untuk tujuan bisnis maupun hiburan. *Google Playstore*, menjadi tempat utama bagi pengguna untuk mengunduh dan mengulas aplikasi. Ulasan pengguna di *Google Playstore* memberikan wawasan berharga tentang pengalaman pengguna, kelebihan, kekurangan, serta kualitas aplikasi.

Salah satu aplikasi yang populer adalah KAI Access, yang menyediakan berbagai fitur dan layanan yang relevan dengan kebutuhan pengguna bertujuan untuk membantu pengguna Kereta Api Indonesia lebih fleksibel dalam mengakses kereta api [1]. Pada aplikasi KAI Access di playstore mendapatkan rating 3.8 dari 5 bintang [2]. Berdasarkan dari nilai yang didapatkan pada playstore bahwa ada indikasi pengalaman pengguna yang kurang baik didukung oleh banyaknya ulasan yang menunjukkan penilaian dalam menggunakan KAI Access.

Untuk mendapatkan gambaran yang lebih komprehensif tentang bagaimana pengguna merespons aplikasi KAI Access, pentingnya untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna. Analisis sentimen memungkinkan pengembang aplikasi untuk memahami pandangan dan perasaan pengguna, serta mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan atau perubahan.

Analisis sentimen ialah proses untuk mengekstraksikan data tekstual dengan otomatis

sehingga diperoleh informasi untuk mengetahui kecenderungan penelitian pada suatu objek, terdiri dari ulasan positif dan negatif. Analisis sentimen masyarakat dapat dijadikan acuan untuk pengambilan keputusan suatu produk [3]

Dalam penelitian ini, mengusulkan penggunaan metode SVM dan Random Forest untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna KAI Access di *Google Playstore*. SVM mencari garis atau hiperbidang terbaik untuk memisahkan data dengan margin maksimum antara kelas sentimen yang berbeda. Sedangkan Random Forest merupakan metode ensemble learning yang dapat menggabungkan hasil dari beberapa pohon keputusan untuk mencapai hasil yang lebih akurat dalam klasifikasi sentimen.

Dengan menerapkan metode SVM dan Random Forest dalam ulasan pengguna KAI Access, diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang bagaimana pengguna merespons aplikasi. Hasil analisis sentimen ini dapat membantu pengembang dalam mengidentifikasi kelebihan, kekurangan, dan memperbaiki apa yang perlu dilakukan pada aplikasi KAI Access. Dengan demikian, pengembang dapat meningkatkan kualitas aplikasi dan memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi positif dalam bidang analisis sentimen, serta memberikan panduan bagi pengembang aplikasi dalam memahami persepsi pengguna dan meningkatkan kualitas produk mereka.

**2. TINJAUAN PUSTAKA**

**2.1. Sentimen Analisis**

Sentimen Analisis yaitu pendalaman yang mendasar perhitungan opini masyarakat, pandangan, emosi yang diekspresikan dalam teks dikenal sebagai sentimen analisis. Sentimen analisis, yang dikenal sebagai reviews mining, adalah jenis penggalian data yang menggunakan pembelajaran mesin untuk mengekstrak, meringkas, dan kemudian menganalisis informasi yang diperoleh dari teks. Tujuan sikap dalam bagian ulasan, mengacu pada tujuan positif dan negatif yang diambil terhadap sesuatu, adalah istilah umum untuk analisis sentimen [4]

**2.2. KAI Access**

Aplikasi mobile resmi yang dikenal sebagai KAI Access diluncurkan oleh PT KAI. Aplikasi ini menawarkan akomodasi yang berbeda untuk kliennya dalam mendapatkan data tentang kereta api dan pemesanan tiket di web. Selain pemesanan tiket dan pembelian tiket secara online, aplikasi KAI Access memiliki fitur notifikasi yang membantu penumpang untuk mengingat agar tidak melewatkan stasiun tujuan [5]

**2.3. Support Vector Machine**

SVM ialah kumpulan metode pengkajian diawasi untuk mengklasifikasi, regresi, dan deteksi outlier. Semua strategi ini menghasilkan sebuah hyperlane atau sekumpulan hyperlane. Di antaranya, digunakan untuk mengklasifikasikan hiperteks dan teks. SVM mengambil bagian dalam keuntungan karena hemat memori, mampu dalam ruang berlapis tinggi, dan kuat dalam keadaan di mana jumlah tes lebih penting daripada jumlah perspektif [6]

**2.4. Random Forest**

Metode Random Forest yaitu termaksud teknik yang diterapkan ke dalam pembelajaran machine learning untuk melaksanakan klasifikasi atau regresi. Metode ini didasarkan pada konsep ansambel, yang menggabungkan beberapa model pembelajaran untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat [7].

**3. METODE PENELITIAN**

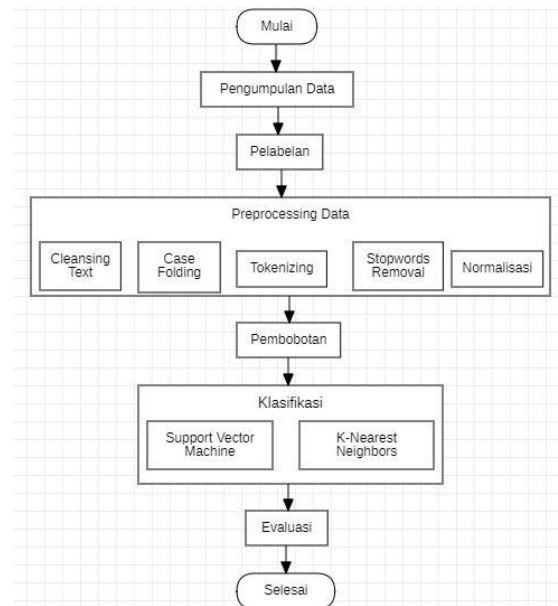
Berikut merupakan tahapan metode pembangunan model machine learning pada gambar 1.

**3.1. Pengumpulan Data**

Dalam data ulasan pengguna aplikasi KAI Access diambil dari bagian layanan situs administrasi Google Playstore dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan google play scraper untuk pengumpulan informasi.

**3.2. Pelabelan**

Kalimat ulasan pengguna diberi label positif dan negatif melalui proses pelabelan. pelabelan diselesaikan, dengan evaluasi yang berfungsi sebagai sudut pandang.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

**3.3. Preprocessing Data**

Agar machine learning dapat bekerja, preprocessing data harus dilakukan. Dengan membuang kata penghubung, titik koma, dan kata yang lain yang tidak berguna dari informasi penelitian, maka kecerdasan buatan akan benar-benar ingin bekerja dengan kecerdasan buatan yang telah diatur dan bekerja dengan tepat.

- a. *Cleaning Text* bertujuan untuk membuang tanda baca, angka, dan juga emoticon.
- b. *Case Folding* bertujuan untuk mengubah kalimat tiap baris menjadi kalimat menggunakan huruf kecil.
- c. *Tokenizing* bertujuan untuk memecahkan teks menjadi kata-kata komponennya.
- d. *Stopwords Removal* yaitu untuk menghapus teks yang tidak memiliki makna namun sering digunakan dalam kalimat.
- e. *Normalisasi* bertujuan mengubah kata yang terdapat pada kalimat mengubah menjadi kata dasar.

**3.4. Pembobotan Kata**

Kalimat ulasan pengguna diberi label positif dan negatif selama proses pelabelan. Fase pemberian cap manual sudah selesai, dan penilaian berfungsi sebagai perspektif. Pelabelan dibantu dengan library Scikit learn.[8].

**3.5. Klasifikasi**

Klasifikasi adalah cara yang paling umum dalam menggunakan kalkulasi seperti SVM dan Random Forest dalam menerapkan strategi pengaturan. Pada titik ini, pustaka scikit-learn digunakan oleh setiap algoritma.

### 3.6. Evaluasi

Akurasi, presisi, recall, dan f1-score hanyalah Sebagian metode perhitungan yang diterapkan untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi. Dalam melakukan perhitungan, gunakan tabel confusion matrix. Dengan rumus yang diterapkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Confussion Matrix

Prediksi	Actual	
	True	False
Positif	TP	FP
Negatif	FN	TN

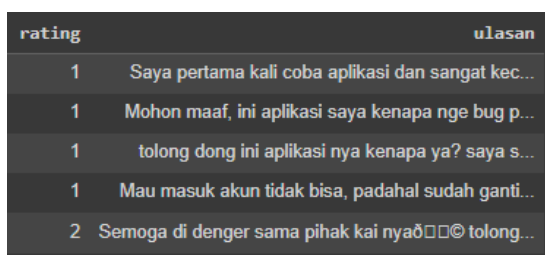
Metode untuk menghitung matriks kebingungan dijelaskan secara rinci dalam persamaan 1 sampai 3. Seberapa banyak tebakan yang benar dari kelas tertentu yang asli ditunjukkan oleh batas TP. Jumlah angka positif yang termasuk dalam kelas buruk yang asli disebut sebagai FP. TN ialah hitungan prediksi negatif dalam kelas negatif yang sebenarnya. FN ialah hitungan prediksi bagian negatif dalam setiap kelas bagian aktual positif[9]. Nilai dari analisis sentiment dapat dianalisis dan diinterpretasikan untuk mendapatkan wawasan tentang rating dan ulasan KAI Access di Google Playstore. Hal ini dapat meliputi ulasan sentiment yang paling banyak mendapatkan sentiment positif atau negatif, dan faktor-faktor yang berkontribusi terhadap sentiment tertentu.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Pengumpulan Data

Saat ini, peneliti menggunakan strategi scarping dengan Google Playstore dan bantuan pustaka google-play-scripper untuk mengumpulkan informasi terkait dengan semua ulasan pengguna terhadap aplikasi KAI Access di situs Google Playstore, termasuk klasifikasi penjelasan terbaru. Tujuan dari pengumpulan informasi ini adalah untuk memungkinkan para analis untuk menghasilkan data dan mengolah data tersebut lebih lanjut untuk mengatasi masalah yang dibahas dalam tinjauan ini.

Strategi memanfaatkan web scraping untuk mendapatkan informasi. URL com.kai.kaiticketing pada situs web Google Play Store merupakan query yang digunakan dalam penelitian ini. Query ini hanya mengambil ulasan pada kategori Newest atau terbaru dengan nilai satu sampai lima, lang atau bahasa = 'id' yang berarti bahasa Indonesia, dan country atau negara = 'id' yang berarti Indonesia.



Gambar 2. Dataset

Dari 11 bagian yang diperoleh, para peneliti hanya menggunakan bagian content sebagai ulasan dan bagian Skor sebagai rating. Di mana 655 baris data diperlukan untuk informasi analisis sentimen.

### 4.2. Pelabelan

Pelabelan kelas sentimen melakukan pemberian nama pada dokumen atau kalimat menjadi kelas positif dan negatif. Dalam penelitian ini menggunakan rating untuk mengetahui kelas positif dan negatif. Dimana nilai dari penamaan sentimen dari rating 1-3 dilabelkan sebagai kelas negatif sedangkan 4-5 dilabelkan sebagai kelas positif. Analisis sentimen diawali dengan penamaan data yang dilakukan dengan memberi bilangan biner berupa angka 0 dan 1. Dimana untuk angka 1 yaitu merupakan sentimen kelas positif, sedangkan angka 0 merupakan sentimen kelas negatif.

### 4.3. Preprocessing Data

Sebelum informasi yang terkumpul dapat ditangani oleh bahasa pemrograman dan diubah menjadi informasi yang terorganisir, tahap prapemrosesan teks harus diselesaikan. Ada sekitar lima langkah utama dalam tahap prapemrosesan teks ini: *cleaning text*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal* dan *normalisasi*.

Tabel 2. Cleaning Text

Input	Output
Yaa Tuhan, seharian pesen tiket utk 3 org aja gak selesai,waktunya bayar pasti habis waktunya...tolong diperbaiki ya	Yaa Tuhan seharian pesen tiket utk org aja gak selesai bayar habis tolong diperbaiki ya
Untuk pembayaran Bisa tidak pakai Bank lain untuk mempermudah transaksi pembayarannya, karena saya tidak pakai bank mandiri, saya pengguna BCA terima kasih	Untuk pembayaran Bisa tidak pakai Bank lain untuk mempermudah transaksi pembayarannya karena saya tidak pakai bank mandiri, saya pengguna BCA terima kasih

Sepanjang prosedur case folding ini, semua tanda aksentuasi dihapus dengan nama kuning. Nama hijau digunakan untuk membuang semua angka, dan jejak biru digunakan untuk membuang emotikon.

Tabel 3. Case Folding

Input	Output
Yaa Tuhan seharian pesen tiket utk org aja gak selesai bayar habis tolong diperbaiki ya	yaa tuhan seharian pesen tiket utk org aja gak selesai bayar habis tolong diperbaiki ya
Untuk pembayaran Bisa tidak pakai Bank lain untuk mempermudah transaksi pembayarannya karena saya	untuk pembayaran bisa tidak pakai bank lain untuk mempermudah

Input	Output
tidak pakai bank mandiri, saya pengguna <b>BCA</b> terima kasih	transaksi pembayarannya karena saya tidak pakai bank mandiri saya pengguna bca terima kasih

Dengan jejak merah, interaksi kasus yang jatuh berbeda. Menormalkan konfigurasi informasi yang akan ditangani adalah tujuan dari metode ini. Sebagai gambaran, penggalan kajian sebelum perubahan menunjukkan huruf "T" pada "Tuhan" dalam huruf kapital, sedangkan penggalan kajian setelah perubahan menunjukkan huruf "T" pada "Tuhan" dalam huruf kecil.

Tabel 4. Tokenizing

Input	Output
yaa tuhan seharian pesen tiket utk org aja gak selesai bayar habis tolong diperbaiki ya	['yaa', 'tuan', 'seharian', 'pesen', 'tiket', 'utk', 'org', 'aja', 'gak', 'selesai', 'bayar', 'habis', 'tolong', 'diperbaiki', 'ya']
untuk pembayaran bisa tidak pakai bank lain untuk mempermudah transaksi pembayarannya karena saya tidak pakai bank mandiri saya pengguna bca terima kasih	['untuk', 'pembayaran', 'bisa', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'lain', 'untuk', 'mempermudah', 'transaksi', 'pembayarannya', 'karena', 'saya', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'mandiri', 'saya', 'pengguna', 'bca', 'terima', 'kasih']

Sistem tokenisasi ini harus terlihat jelas di bagian ulasan sebelum perubahan, di mana pesan masih dalam struktur kalimat. Pada bagian tinjauan sebelum perubahan, di mana pesan masih dalam struktur kalimat, semua kerangka kerja tokenisasi harus terlihat. Semua orang yang menjadi bagian dari proses tokenisasi

Tabel 5. Stopword Removal

Input	Output
[ <b>yaa</b> , 'tuan', 'seharian', 'pesen', 'tiket', <b>utk</b> , <b>org</b> , <b>aja</b> , 'gak', 'selesai', 'bayar', 'habis', 'tolong', 'diperbaiki', <b>ya</b> ]	['tuan', 'seharian', 'pesen', 'tiket', 'gak', 'selesai', 'bayar', 'habis', 'tolong', 'diperbaiki']
['untuk', 'pembayaran', 'bisa', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'lain', 'untuk', 'mempermudah', 'transaksi', 'pembayarannya', 'karena', <b>saya</b> , 'tidak', 'pakai', 'bank', 'mandiri', <b>saya</b> , 'pengguna', 'bca', 'terima', 'kasih']	['untuk', 'pembayaran', 'bisa', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'lain', 'untuk', 'mempermudah', 'transaksi', 'pembayarannya', 'karena', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'mandiri', 'pengguna', 'bca', 'terima', 'kasih']

Label ungu menunjukkan prosedur penghilangan kata kunci ini. Seperti yang terlihat pada segmen

ulasan sebelum perubahan, sebuah konten akan digunakan untuk menghilangkan teks yang tidak berguna seperti "yaa", "organisasi", "aja", dan "ya" dari setiap baris informasi. Hasil dari siklus stopword ini ditampilkan di bagian ulasan setelah perubahan.

Tabel 6. Normalisasi

['tuan', 'seharian', 'pesen', 'tiket', 'gak', 'selesai', 'bayar', 'habis', 'tolong', 'diperbaiki']	['tuan', <b>hari</b> , 'pesen', 'tiket', 'gak', 'selesai', 'bayar', 'habis', 'tolong', <b>baik</b> ]
['untuk', 'pembayaran', 'bisa', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'lain', 'untuk', 'mempermudah', 'transaksi', 'pembayarannya', 'karena', 'tidak', 'pakai', 'bank', 'mandiri', 'pengguna', 'bca', 'terima', 'kasih']	['untuk', <b>bayar</b> , 'bisa', 'nggak', 'pakai', 'bank', 'lain', 'untuk', 'transaksi', <b>bayar</b> , 'karena', 'nggak', 'pakai', 'bank', 'mandiri', <b>guna</b> , 'bca', 'terima', 'kasih']

Sistem normalisasi ditandai dengan warna biru. Kata-kata dengan imbuhan seperti se-, di-, per-, -an, dan seterusnya, yang ditandai dengan label biru pada kolom sebelum perubahan, akan dihapus atau dihilangkan secara otomatis melalui proses normalisasi ini, seperti yang dapat dilihat pada kolom tinjauan setelah perubahan.

#### 4.4. Pembobotan Kata

Pada tahap pembobotan kata akan menghitung nilai dari setiap attribute dalam setiap record yang ada di dataset dengan rumus TF-IDF. Salah satu contoh perhitungan seperti :

Kata "Kualitas" terdapat 7 kali kata dalam jumlah 6 dokumen maka rumusnya:

$$IDF_{(ij)} = \log\left(\frac{D}{df_j}\right)$$

$$IDF_{(Kualitas)} = \log\left(\frac{7}{6}\right)$$

$$IDF_{(Kualitas)} = \log(1,17)$$

$$IDF_{(Kualitas)} = 0.157$$

Setelah mendapatkan nilai IDF selanjutnya dihitung kembali menggunakan rumus Term Frequency yang dapat dilihat perhitungan pada Tabel 4.

Tabel 7. Performa yang Dibandingkan

Hitungan	D1	D2	D3	D4	D5	D6
<b>Frequency</b>	0	1	0	0	0	0
<b>TF-IDF</b>	0.157*0	<b>0.157*</b> 1	0.157*0	0.157*0	0.157*0	0.157*0

Ketika menggunakan pembobotan dalam proses metode TF-IDF dapat mendapatkan vektor dengan banyak term sehingga semua kata dapat dikenali[10].

4.5. Evaluasi

Tujuan dari evaluasi adalah estimasi dan kemampuan untuk mencapai kesimpulan dari siklus pemeriksaan. Selama proses klasifikasi data, pengukuran kinerja diperlukan untuk menggambarkan kinerja sistem. Confusion Matrix, yang akan memilah ketepatan, ketelitian, dan survei untuk kerangka kerja pengumpulan, merupakan salah satu metode yang diterapkan dalam klasifikasi untuk mengevaluasi hasil. Berikut hasil dari kedua metode pada Tabel 3.

Tabel 8. Confusion Matrix SVM dan Random Forest

Prediksi	SVM		Random Forest	
	Positif	Negatif	Positif	Negatif
Positif	27	1	25	3
Negatif	1	31	1	31

Tabel 9. Clasification Report SVM:

	precision	recall	F1-score	Accuracy
0	0.96	0.96	0.96	0.97
1	0.97	0.97	0.97	

Tabel 10. Clasification Report Random Forest:

	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
0	0.96	0.89	0.93	0.93
1	0.91	0.97	0.94	

Dari 655 data yang diambil dari google playstore, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 7 : 3. Data uji yang telah diproses untuk tiap-tiap klasifikasi dihasilkan bahwa SVM memiliki akurasi yang lebih tinggi ketimbang Random Forest untuk kedua kelas sentimen.

4.6. Visualisasi

Karena kata-kata penamaan dalam sentiment pengguna KAI Access belum dipisahkan ke dalam kelas yang jelas, maka kata-kata yang biasa digunakan tidak terkait dengan ulasan yang negatif atau positif. Kemudian, efek lanjutan dari penamaan kelas sentimen menemukan bahwa ada dua kelas penamaan baik dan pesimis. Dengan cara ini, setiap ulasan harus diisolasi menjadi bagian dua kelas penilaian. Untuk menentukan kata yang muncul digunakan memiliki konotasi positif atau negatif yang lebih besar. Gambar WordCloud yang menggambarkan emosi positif dan negatif digunakan dalam penelitian ini.

a. Sentimen Positif

Berdasarkan sentimen positif yang diperoleh, 90 ulasan diuraikan menjadi beberapa kata untuk menampilkan frekuensi kata-kata yang sering muncul dalam pengujian KAI Access. Kata-kata tersebut berasal dari kelompok kata yang sering digunakan dalam ulasan positif dan dimasukkan ke dalam wordcloud Gambar 3.



Gambar 3. WordCloud Positif

b. Sentimen Negatif

Mengenai sentimen negatif, sentimen ini naik sebesar 529. Gabungkan beberapa kombinasi kata negatif dari Gambar 4. untuk membuat sebuah wordcloud.



Gambar 4. WordCloud Negatif

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Pemeriksaan dan diskusi penulis terhadap penelitian berdasarkan data ulasan pengguna KAI Access menghasilkan beberapa hal sebagai berikut: Hasil dataset sebanyak 655 data dan hasil preprocessing hingga 610 data yang dapat ditangani mengingat data yang digunakan dalam pengujian ini. Aplikasi KAI Access memperoleh data tersebut dari Google Playstore, lalu mengklasifikasi menggunakan SVM dan Random Forest yang dimana data uji 60 data dan data latih 540 data untuk pembagian. Hal ini sebagian besar berasal dari hasil uji coba dan penilaian yang mengarah pada manfaat presisi, recall, accuracy, dan F1-score dari kedua metode SVM dan Random Forest yang ditinjau oleh pengguna KAI Access dengan akurasi area Random Forest yang lebih presisi yaitu 93%, meskipun SVM bernilai 97%.

Dari penamaan yang sudah didapat, masih ada beberapa yang memiliki pengertian negatif. Hal ini biasanya akan digunakan sebagai bahan evaluasi bagi asosiasi PT KAI yang mengarahkan KAI Access untuk juga mempromosikan kualitas organisasi dan memastikan bahwa pengguna puas ketika berurusan dengan bisnis ini. Diyakini bahwa dataset yang digunakan dalam penilaian tambahan menggunakan jumlah data positif dan negatif yang memiliki hubungan kelas yang adil. Dapat memikirkan tentang Support Vector Machine dan perhitungan Random Forest yang melibatkan prosedur AI lainnya untuk para ilmuwan di masa depan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. V. R. Akbar, T. L. M. Suryanto, and E. M. Safitri, "Analisis User Experience Pengguna Aplikasi KAI ACCESS Menggunakan Metode IPA (Studi Kasus: Masyarakat Surabaya)," in *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara*, 2020, pp. 181–187.
- [2] www.kai.id, "Seluruh KA Lokal dapat membeli Tiket menggunakan KAI Access," [https://www.kai.id/information/full\\_news/2269-seluruh-ka-lokal-bisa-dibeli-melalui-kai-access](https://www.kai.id/information/full_news/2269-seluruh-ka-lokal-bisa-dibeli-melalui-kai-access), 2019.
- [3] G. Radiena and A. Nugroho, "ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA ULASAN APLIKASI KAI ACCESS MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi (JUKANTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, Apr. 2023, doi: 10.37792/jukanti.v6i1.836.
- [4] M. Izunnahdi, G. Aburrahman, and A. E. Wardoyo, "Sentimen Analisis Pada Data Ulasan Aplikasi KAI Access Di Google PlayStore Menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes," *Jurnal Smart Teknologi*, vol. 4, no. 2, pp. 192–198, 2023.
- [5] D. N. Fitriana and Y. Sibaroni, "Klasifikasi Data Tweet dengan Menggunakan Metode Klasifikasi Multi-Class Support Vector Machine (SVM)(Studi Kasus: PT. KAI)," *eProceedings of Engineering*, vol. 7, no. 2, 2020.
- [6] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy, and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 7, no. 1, Jun. 2021, doi: 10.26877/jiu.v7i1.7099.
- [7] M. Yance, "Analisis Sentimen Pada Twitter Transportasi Umum menggunakan metode Random Forest," 2023.
- [8] M. R. Nadhif, D. Wisnu Brata, and B. Rahayudi, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi TIX ID di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Support Vector Machine," 2022. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [9] F. D. Ananda and Y. Prityanto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Internet Provider Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 20, no. 2, pp. 407–416, May 2021, doi: 10.30812/matrik.v20i2.1130.
- [10] D. Darwis, E. S. Pratiwi, and A. F. O. Pasaribu, "Penerapan Algoritma Svm Untuk Analisis Sentimen Pada Data Twitter Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia," *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan dan Informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 1–11, 2020.