

## Penerapan Metode Random Forest dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Newsakpole

Muhammad Rifqi Fatihul Ihsan<sup>1</sup>, Fajar Nugraha<sup>2</sup>, Diana Laily Fithri<sup>3</sup>,  
Supriyono<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus  
Jl. Lingkar Utara UMK, Gondangmanis, Bae, Kudus-59327 Jawa Tengah -Indonesia  
Email: [202153102@std.umk.ac.id](mailto:202153102@std.umk.ac.id)<sup>1</sup>, [fajar.nugraha@umk.ac.id](mailto:fajar.nugraha@umk.ac.id)<sup>2</sup>, [diana.laily@umk.ac.id](mailto:diana.laily@umk.ac.id)<sup>3</sup>,  
[supriyono.si@umk.ac.id](mailto:supriyono.si@umk.ac.id)<sup>4</sup>

### ABSTRAK

Aplikasi layanan publik memiliki peran penting dalam menyederhanakan proses birokrasi dan meningkatkan kepuasan masyarakat. Namun, ketidaksesuaian antara performa aplikasi dan ekspektasi pengguna sering kali memicu munculnya umpan balik yang bersifat kritis. Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji persepsi dan sentimen pengguna terhadap aplikasi Newsakpole, sebuah layanan digital yang dikembangkan untuk mempermudah administrasi pajak kendaraan di Provinsi Jawa Tengah, Indonesia. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 7.000 ulasan pengguna berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari *Google Play Store* melalui metode *web scraping*. Algoritma *Random Forest* diterapkan untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif, setelah melalui serangkaian tahapan *preprocessing* teks yang komprehensif. Model yang dibangun berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 91,86%, *precision* 91,54%, *recall* 91,86%, dan *F1-score* 91,03%. Visualisasi *wordcloud* mengungkapkan bahwa sentimen negatif umumnya berkaitan dengan masalah kegunaan dan kesalahan teknis, sedangkan umpan balik positif menyoroti manfaat layanan. Temuan dari penelitian ini memberikan kontribusi praktis dalam penerapan *machine learning* untuk evaluasi layanan publik, serta menawarkan wawasan yang dapat dimanfaatkan oleh pengembang dalam meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan.

**Kata kunci:** Analisis Sentimen, *Random Forest*, *Data Mining*, Newsakpole.

### ABSTRACT

*Public service applications play a crucial role in streamlining bureaucratic processes and enhancing citizen satisfaction. However, discrepancies between application performance and user expectations often lead to critical user feedback. This research seeks to examine users' perceptions and sentiments regarding the Newsakpole application, a digital service developed to simplify vehicle tax administration in Central Java, Indonesia. A dataset comprising 7,000 user reviews in Indonesian was gathered from the Google Play Store through web scraping methods. The Random Forest algorithm was applied to classify sentiments into positive or negative categories after a comprehensive series of text preprocessing steps. The model reached an accuracy level of 91.86%, a weighted precision 91.54%, a weighted recall 91.86%, and a weighted F1-score 91.03%. Wordcloud visualization further revealed that negative sentiments commonly involved usability issues and technical errors, while positive feedback highlighted effective and responsive service delivery. The findings of this research add value to the practical application of machine learning in public service evaluation, offering actionable insights for developers to enhance overall user experience.*

**Keywords:** *Sentiment Analysis, Random Forest, Data Mining, Newsakpole.*

## Pendahuluan

Kemajuan teknologi modern telah mendorong transformasi signifikan dalam sektor pelayanan publik, salah satunya melalui aplikasi digital Newsakpole yang dikembangkan oleh Tim Pengembang Samsat Provinsi Jawa Tengah (Budiman and Astuti 2021). Aplikasi ini bertujuan menyederhanakan layanan pajak kendaraan yang selama ini identik dengan proses birokrasi yang rumit dan antrean panjang (Maulana and Maesaroh 2022). Meskipun telah diunduh lebih dari satu juta kali, aplikasi ini justru mendapatkan banyak kritik, dengan lebih dari 27.000 ulasan di *Google Play Store* dan *rating* hanya 1,8. Ketimpangan ini menimbulkan pertanyaan mengenai kesesuaian antara tujuan aplikasi dan pengalaman pengguna.

*Rating* rendah tersebut menunjukkan masih adanya tantangan dalam aspek pengalaman pengguna, stabilitas sistem, dan kualitas layanan. Ulasan pengguna menjadi indikator penting dalam menilai kualitas suatu layanan digital, di mana penilaian positif dapat meningkatkan reputasi, sedangkan umpan balik negatif memberikan informasi untuk perbaikan. Komentar pengguna juga berfungsi sebagai pertimbangan bagi calon pengguna lainnya. Dalam kasus Newsakpole, keluhan yang sering muncul berkaitan dengan gangguan teknis, fitur tidak responsif, dan performa sistem yang buruk, sehingga diperlukan analisis lebih lanjut terhadap isi ulasan tersebut (Susanto et al. 2022).

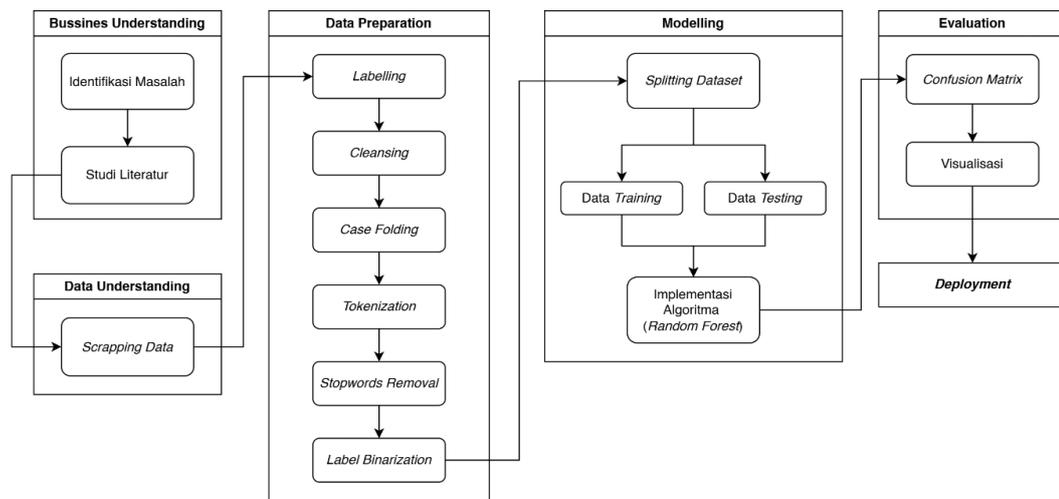
Analisis sentimen menjadi solusi untuk memahami persepsi publik terhadap aplikasi berbasis teks ulasan. Sebagai bagian dari *text mining* dan *natural language processing* (NLP), metode ini mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam kategori positif atau negatif (Winoto et al. 2024). Teknik ini sangat bermanfaat untuk meningkatkan kepuasan pengguna dan pengambilan keputusan berbasis data (Harahap et al. 2023). Proses ini melibatkan *data mining* yang bertujuan menemukan pola tersembunyi dari data dalam jumlah besar, serta penggabungan dengan *machine learning* untuk memungkinkan sistem belajar dari data secara otomatis dan menyesuaikan diri terhadap dinamika informasi (Sholeh, Suraya, and Andayati 2024). Integrasi ini memperkuat akurasi analisis serta menghasilkan sistem yang cerdas dan adaptif (Syahputra and Hanifah 2024).

Salah satu algoritma *machine learning* yang banyak digunakan dalam klasifikasi adalah *Random Forest*. Algoritma ini membangun sejumlah pohon keputusan dari *subset* data dan fitur yang dipilih secara acak, lalu menggabungkan prediksinya untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi *overfitting* (Herjanto and Carudin 2024). Dibandingkan model tunggal, *Random Forest* lebih andal dalam menangani data berdimensi tinggi, kompleks, dan mengandung *noise* (Adhan et al. 2024). Karakteristik *ensemble* dari algoritma ini menjadikannya ideal untuk aplikasi dunia nyata yang dinamis dan penuh ketidakpastian (Al-Husna et al. 2024). Algoritma ini sangat sesuai untuk data berdimensi tinggi dan penuh *noise*, seperti ulasan pengguna pada aplikasi digital (Iqbal and Khan 2022).

Tujuan utama dari penelitian ini adalah menganalisis ulasan pengguna terhadap aplikasi Newsakpole dengan algoritma *Random Forest* untuk mengidentifikasi faktor-faktor dominan yang memengaruhi sentimen pengguna berdasarkan ulasan yang diambil dari *Google Play Store*. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan masukan praktis bagi pengembang dalam meningkatkan performa dan pengalaman pengguna, serta memberikan kontribusi akademik dalam penerapan *Random Forest* pada penelitian analisis sentimen.

## Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai panduan dalam keseluruhan proses analisis. CRISP-DM merupakan metodologi yang secara luas diterima dalam bidang *data mining*, yang terdiri dari enam tahapan yang saling berkaitan, yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan penerapan (Kaeren and Andrianingsih 2025). Metode Penelitian yang terstruktur ini memungkinkan peneliti untuk menangani permasalahan secara sistematis dan memastikan bahwa setiap langkah berkontribusi pada analisis yang menyeluruh dan efektif.



**Gambar 1.** Metode CRISP-DM

Pada tahap awal (*business understanding*), penelitian ini difokuskan untuk memahami tujuan utama, yaitu menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Newsakpole. Tujuan utamanya adalah menggali wawasan dari umpan balik pengguna yang dapat digunakan untuk meningkatkan sistem dan meningkatkan kepuasan pengguna.

Tahap kedua (*data understanding*) mencakup pengumpulan data ulasan pengguna yang diperoleh dari *Google Play Store* melalui teknik *web scraping*. Proses scraping ini dilakukan menggunakan alat berbasis *Python* seperti pustaka *google-play-scraper*, yang berfungsi untuk mengekstraksi informasi relevan secara otomatis dari *platform* tersebut. Dalam penelitian ini, *Google Colaboratory* digunakan untuk menjalankan skrip *scraping* guna mengumpulkan teks ulasan, penilaian bintang (*rating*), dan *metadata* tambahan (Busrayan and Andrianingsih 2025).

Pada tahap *data preparation*, berbagai teknik *preprocessing* diterapkan untuk membersihkan dan menyempurnakan dataset. *Cleansing data* dengan menghapus angka, tanda baca, dan karakter khusus. Selanjutnya, seluruh huruf diubah menjadi huruf kecil (*case folding*) untuk menjaga konsistensi. Teks kemudian di-tokenisasi menjadi kata-kata individual, dan *stopwords* dengan menghapus kata-kata umum yang tidak bermakna penting (Horsa and Tune 2023).

Pada tahap *modeling*, konstruksi model prediktif dilakukan dengan menerapkan algoritma *Random Forest* untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna berdasarkan sentimen. Data dibagi menjadi subset pelatihan dan pengujian guna mengukur kemampuan

generalisasi model. *Random Forest* dipilih karena efektivitasnya dalam menangani fitur berlabel skala besar dan kemampuannya mengurangi *overfitting* melalui pendekatan *ensemble learning* (Pratmanto et al. 2024). Algoritma ini membentuk beberapa pohon keputusan dari subset data yang berbeda dan menggabungkan hasil prediksi untuk meningkatkan akurasi. Metode ini sangat efektif dalam mengklasifikasikan data teks yang kompleks dan tidak terstruktur. (Jihad, Adiwijaya, and Astuti 2021), mengatakan bahwa meskipun tidak ada rumus spesifik yang digunakan dalam metode *Random Forest*, terdapat beberapa formula yang digunakan. Salah satunya adalah rumus untuk menentukan *root node term* dengan cara menghitung nilai *Entropi (S)*:

$$Entropi(S) = \sum_{j=1}^k - P_j \log_2 P_j \quad (1)$$

$$Gain(A) = Entropi(S) - \sum_{i=1}^k \frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \quad (2)$$

Kinerja model klasifikasi dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas. Metode evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk menilai efektivitas model dalam memprediksi label sentimen. Selain itu, visualisasi *word cloud* dihasilkan untuk menampilkan istilah-istilah yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna, memberikan gambaran kualitatif terhadap persebaran sentimen [30].

**Tabel 1.** *Confusion matrix*

	<i>True</i>	<i>False</i>
<i>True (positive)</i>	<i>TP (True Positive) Correctly predicted positive.</i>	<i>FN (False Negative) Missed positive prediction.</i>
<i>False (negative)</i>	<i>FP (False Positive): Incorrectly predicted as positive.</i>	<i>TN (True Negative) Correctly predicted negative.</i>

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$F1\_Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100\% \quad (6)$$

Pada tahap terakhir (*deployment*), model yang telah dilatih diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis antarmuka pengguna menggunakan *Streamlit*, sebuah *framework Python* yang ringan untuk membangun aplikasi *web*. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan atau mengunggah data teks dan langsung memperoleh hasil klasifikasi sentimen. Selain itu, aplikasi juga menampilkan metrik performa seperti akurasi model, *confusion matrix*, dan *word cloud*. Antarmuka interaktif ini bertujuan untuk menunjukkan nilai praktis dari analisis sentimen serta membuat model dapat digunakan di luar konteks penelitian (Kejriwal, Garg, and Sarin 2024).

## Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian dianalisis dan dibahas untuk mengevaluasi kinerja model serta menggali wawasan dari ulasan pengguna terhadap aplikasi Newsakpole. Bagian ini menyajikan temuan yang berkaitan dengan proses analisis sentimen yang dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest*. Ulasan pengguna terhadap aplikasi Newsakpole dikumpulkan melalui *platform Google Play Store* menggunakan teknik *web scraping* berbasis *Python* dengan bantuan pustaka *google-play-scrapers*. Proses *scraping* dijalankan di lingkungan *Google Colaboratory*, dengan data yang dikumpulkan meliputi nama pengguna, penilaian (*rating*), tanggal, dan teks ulasan. Pengambilan data dilakukan secara spesifik pada tautan aplikasi *com.jatengprov.bapenda.newsakpole*.

Sebanyak 7.000 ulasan pengguna berhasil dikumpulkan berdasarkan kriteria tertentu, yakni ulasan harus ditulis dalam bahasa Indonesia dan disortir berdasarkan tanggal pengunggahan terbaru. Dataset yang dihasilkan kemudian disimpan dalam format CSV untuk keperluan pemrosesan lebih lanjut. Tabel 2 menyajikan contoh data yang berhasil diambil melalui *web scraping*, yang mencerminkan beragam tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi Newsakpole.

**Tabel 2.** Hasil *scraping data*

Ulasan	Rating
Siapa sih developernya kok jadi tambah kuno aplikasinya. Mau ganti cara bayar kok nggak bisa	1
Tidak seperti dulu lancar yang dulu sebelum di upgrade	1
Kenapa mau bayar pajak lewat aplikasi di persulit bukannya harus dipermudah	1
Aplikasi zaman sekarang makin diupdate makin banyak error	1
Aplikasinya perlu perbaikan	1

Untuk memastikan bahwa dataset dalam kondisi bersih, terstruktur, dan siap digunakan dalam analisis selanjutnya, serangkaian langkah sistematis diterapkan pada tahap *data preparation*. Setelah data ulasan berhasil dikumpulkan, setiap ulasan kemudian dikategorikan ke dalam dua kelas sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Proses klasifikasi ini dilakukan secara otomatis menggunakan fungsi pemrograman tertentu. Tabel 3 menyajikan hasil dari proses pelabelan sentimen, di mana ulasan dengan rating 1 hingga 2 diklasifikasikan sebagai sentimen negatif, sedangkan ulasan dengan rating 3 hingga 5 dikategorikan sebagai sentimen positif.

**Tabel 3.** Hasil *labelling*

Ulasan	Label
Tidak bisa membayar via gopay dan tokopedia	Negatif
Saya download tapi tidak bisa dibuka aplikasi new sakpole	Negatif
Sangat membantu	Positif
Sangat bermanfaat	Positif

Tahap *data cleansing* dilakukan untuk mempersiapkan dataset sebelum digunakan dalam analisis sentimen. Proses ini bertujuan untuk menghapus elemen-elemen yang tidak relevan dan mengurangi gangguan (*noise*) guna meningkatkan kualitas dan konsistensi data

teks. Gambar 2 menggambarkan prosedur pembersihan data yang dilakukan di Google Colaboratory, yang digunakan untuk membersihkan dan mempersiapkan ulasan pengguna sebelum dilanjutkan ke tahap analisis berikutnya.

```
# Fungsi untuk menghapus emoji
def remove_emoji(tweet):
    if tweet is not None and isinstance(tweet, str):
        emoji_pattern = re.compile("[
            u"\U0001F600-\U0001F64F" # emoticons
            u"\U0001F300-\U0001F5FF" # symbols & pictographs
            u"\U0001F680-\U0001F6FF" # transport & map symbols
            u"\U0001F700-\U0001F77F" # alchemical symbols
            u"\U0001F780-\U0001F7FF" # Geometric Shapes Extended
            u"\U0001F800-\U0001F8FF" # Supplemental Arrows-C
            u"\U0001F900-\U0001F9FF" # Supplemental Symbols and Pictographs
            u"\U0001FA00-\U0001FA6F" # Chess Symbols
            u"\U0001FA70-\U0001FAFF" # Symbols and Pictographs Extended-A
            u"\U0001F004-\U0001F0CF" # Additional emoticons
            u"\U0001F1E0-\U0001F1FF" # flags
            "]+", flags=re.UNICODE)
        return emoji_pattern.sub(r'', tweet)
    else:
        return tweet
# Fungsi untuk menghapus simbol
def remove_symbols(tweet):
    if tweet is not None and isinstance(tweet, str):
        tweet = re.sub(r'^a-zA-Z0-9\s', '', tweet)
    return tweet
```

**Gambar 2.** Proses *cleansing data* di *google colaboratory*

Setelah proses *data cleansing* selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah *case folding*, yaitu proses mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil. Langkah ini bertujuan untuk memastikan keseragaman data dengan menghilangkan perbedaan penulisan huruf besar dan kecil, sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam analisis teks selanjutnya. Gambar 3 menggambarkan proses *case folding* yang dilakukan di *Google Colaboratory*, di mana seluruh teks ulasan dikonversi menjadi huruf kecil untuk menstandarkan input dan mempersiapkan data menuju tahap pemrosesan berikutnya.

```
def case_folding(text):
    if isinstance(text, str):
        lowercase_text = text.lower()
        return lowercase_text
    else:
        return text
df['case_folding'] = df['cleaning'].apply(case_folding)
df.head(5)
```

**Gambar 3.** Proses *case folding* di *google colaboratory*

Selanjutnya, dilakukan proses tokenisasi untuk membagi teks yang telah dibersihkan dan dinormalisasi menjadi komponen-komponen yang lebih kecil yang disebut token, yang umumnya berupa kata-kata individual. Proses tokenisasi ini dilakukan di *Google Colaboratory*, di mana teks ulasan dikonversi menjadi token sebagai persiapan menuju tahap pemrosesan berikutnya. Tabel 4 menyajikan hasil tokenisasi, di mana kolom sebelah kiri menampilkan ulasan asli sebelum diproses, sedangkan kolom sebelah kanan menunjukkan hasil ulasan setelah melalui proses tokenisasi.

**Tabel 4.** Hasil *tokenization*

Ulasan	<i>Tokenization</i>
Tidak bisa membayar via gopay	['tidak', 'bisa', 'membayar', 'via', 'gopay']
Saya download tapi tidak bisa dibuka	['saya', 'download', 'tidak', 'bisa', 'dibuka']
Pembayaran hanya bisa bank jateng	['pembayaran', 'hanya', 'bisa', 'bank', 'jateng']
Metode pembayaran sangat sulit	['metode', 'pembayaran', 'sangat', 'sulit']
Pembayaran mudah tahun kemarin	['Pembayaran', 'mudah', 'tahun', 'kemarin']

Proses selanjutnya *stopwords removal* dilakukan dengan menghapus kata-kata yang sering muncul namun memiliki nilai semantik yang rendah dalam analisis sentimen, seperti kata sambung, kata depan, dan istilah umum lainnya. Gambar 6 dan tabel 5 menyajikan proses beserta hasil dari proses penghapusan *stopwords* yang dilakukan di *Google Colaboratory*, yang bertujuan untuk menghilangkan kata-kata tidak penting dari teks ulasan serta mempersiapkan data untuk analisis sentimen lebih lanjut.

```
from nltk.corpus import stopwords
nltk.download('stopwords')
stop_words = stopwords.words('indonesian')
def remove_stopwords (text):
    return [word for word in text if word not in stop_words]
df['stopword removal'] = df['tokenize'].apply(lambda x: remove_stopwords(x))
df.head(5)
```

**Gambar 4.** Proses *stopwords removal* di *google colaboratory*

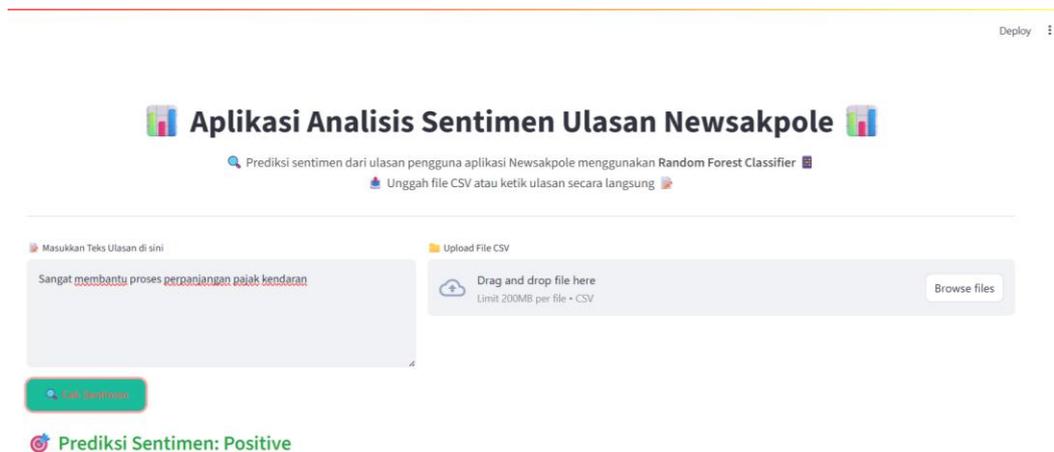
Proses *label binarization* diterapkan untuk mengubah kategori sentimen menjadi format numerik. Ulasan dengan sentimen positif diberi nilai 1, sedangkan ulasan dengan sentimen negatif diberi nilai 0. Tabel 5 menyajikan contoh dari transformasi ini, yang memungkinkan model untuk menginterpretasikan dan memproses data sentimen secara lebih efektif.

**Tabel 5.** Hasil *label binarization*

Ulasan	Hasil <i>Label Binarization</i>
Saya harap ada update untuk perbaikan sistem login	0
Aplikasi sangat membantu dan mudah digunakan	1
Setelah update proses menjadi lama	0
Sangat membantu	1
Loading sangat lama dan sering macet di halaman awal	0

Tahap *modeling* dilakukan melalui aplikasi analisis sentimen yang dibangun menggunakan *Streamlit* dan dijalankan di *Jupyter Notebook*. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk memasukkan teks ulasan secara langsung melalui antarmuka yang intuitif, sehingga dapat diakses baik oleh pengguna teknis maupun non-teknis. Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* yang dipilih karena tingkat akurasi yang tinggi, ketangguhannya, serta kemampuannya dalam menangani data berukuran besar dan berdimensi tinggi. Algoritma ini membangun beberapa pohon keputusan dari *subset* data yang berbeda, kemudian menggabungkan prediksinya untuk meningkatkan performa dan mengurangi risiko *overfitting*. Sistem ini mengintegrasikan beberapa tahapan mulai dari

*input* ulasan, pelatihan model *Random Forest*, hingga menghasilkan prediksi klasifikasi sentimen. Seluruh komponen ini diimplementasikan ke dalam antarmuka interaktif *Streamlit* yang dirancang agar mudah digunakan. Gambar 5 menyajikan gambaran visual dari aplikasi analisis sentimen.



**Gambar 5.** Tampilan utama aplikasi analisis sentimen

Pada antarmuka unggah *file dataset* ulasan, pengguna difasilitasi dengan fitur yang memungkinkan mereka mengunggah *file* berformat CSV yang berisi kumpulan data ulasan yang telah melalui proses *preprocessing*. Fitur ini dirancang untuk memberikan kemudahan bagi pengguna dalam memasukkan data dalam jumlah besar secara sekaligus, sehingga proses analisis dapat dilakukan dengan lebih praktis. Seluruh proses ini, mulai dari pemilihan *file* hingga pengunggahan dan persiapan data, ditampilkan secara visual pada gambar 6.



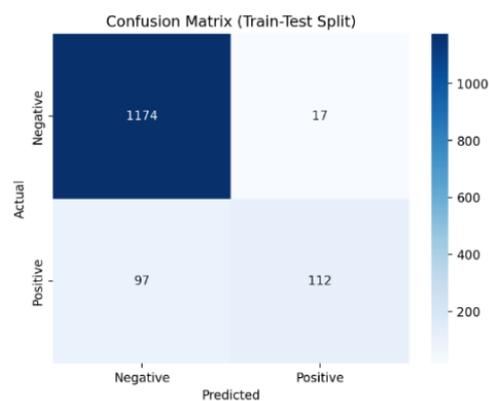
**Gambar 6.** Tampilan Upload File Dataset Ulasan

Setelah pengguna berhasil mengunggah *file dataset* ulasan dalam *format CSV*, sistem akan secara otomatis membaca dan memproses data tersebut. Setiap entri ulasan yang terdapat dalam *file* akan melalui tahapan *preprocessing* seperti pembersihan teks, normalisasi huruf, tokenisasi, dan penghapusan kata-kata tidak penting (*stopwords*). Setelah itu, sistem

menerapkan algoritma *Random Forest* untuk melakukan klasifikasi sentimen terhadap setiap ulasan. Algoritma ini bekerja dengan menganalisis pola-pola kata dalam teks untuk menentukan apakah sebuah ulasan termasuk dalam kategori sentimen positif atau negatif berdasarkan model yang telah dilatih sebelumnya.

Hasil dari proses analisis tersebut kemudian ditampilkan secara langsung dalam bentuk tabel yang informatif di antarmuka pengguna. Tabel ini menyajikan setiap baris data ulasan beserta hasil klasifikasi sentimennya, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami persepsi pengguna aplikasi atau layanan yang dianalisis. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur untuk mengunduh hasil analisis ini dalam *format* CSV maupun PDF. Fitur ekspor ini memungkinkan pengguna menyimpan dan membagikan hasil analisis sentimen untuk keperluan dokumentasi, pelaporan, atau analisis lanjutan.

Setelah model dilatih, dilakukan proses evaluasi untuk menilai sejauh mana model mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna secara akurat. Beberapa metrik digunakan untuk mengukur efektivitas model *Random Forest*, termasuk indikator performa seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi metrik dari model *Random Forest*. Model berhasil memprediksi 1.174 sampel negatif secara tepat (*True Negative/TN*) dan secara keliru memprediksi 17 sampel positif yang sebenarnya merupakan sentimen negatif (*False Positive/FP*). Selain itu, model menghasilkan 97 prediksi negatif terhadap sampel yang sebenarnya positif (*False Negative/FN*), dan secara benar mengklasifikasikan 112 sampel sebagai sentimen positif (*True Positive/TP*), sebagaimana ditunjukkan pada gambar 7.



**Gambar 7.** *Confusion matrix*

Berdasarkan hasil prediksi model, dilakukan perhitungan terhadap sejumlah metrik evaluasi guna mengukur kinerja klasifikasi sentimen secara keseluruhan. Metrik-metrik ini memberikan gambaran mengenai sejauh mana model mampu membedakan antara ulasan positif dan negatif secara akurat. Gambar 8 menampilkan *classification report* yang memuat ringkasan dari nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing kategori sentimen. Laporan ini menjadi acuan penting dalam menilai efektivitas model dalam menangani klasifikasi dua kelas sentimen secara seimbang dan tepat.

**Classification Report (Train-Test Split)**

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.92	0.99	0.95	1191
positive	0.87	0.54	0.66	209
accuracy			0.92	1400
macro avg	0.90	0.76	0.81	1400
weighted avg	0.92	0.92	0.91	1400

**Gambar 8.** Classification report

Bagian berikut menyajikan perhitungan metrik evaluasi menggunakan rumus yang sesuai untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen secara akurat. Perhitungan metrik evaluasi dilakukan dengan pendekatan *weighted*, yaitu mempertimbangkan proporsi representasi masing-masing kelas dalam *dataset*. Untuk menjaga konsistensi dengan hasil yang ditampilkan pada tabel 6.

**Tabel 6.** Hasil evaluasi model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Random Forest	0.9186	0.9154	0.9186	0.9103

Model berhasil mencatat tingkat *accuracy* secara keseluruhan sebesar 91,86%, yang menunjukkan efektivitasnya dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna. Nilai *weighted precision* mencapai 91,54%, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi positif yang dihasilkan oleh model adalah relevan. *Weighted recall* juga mencatat angka sebesar 91,86%, mencerminkan kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas sentimen aktual secara akurat. Selain itu, *weighted F1-score* sebesar 91,03% menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*, serta menegaskan ketangguhan model dalam menangani data yang tidak seimbang. Secara keseluruhan, algoritma Random Forest terbukti menjadi metode yang andal dan akurat dalam tugas klasifikasi sentimen.

Tahap akhir dari analisis ini adalah visualisasi *word cloud*, yang bertujuan untuk menyoroti kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna terhadap aplikasi *Newsakpole*. *Word cloud* merupakan teknik visualisasi yang menampilkan kata-kata dengan ukuran huruf yang bervariasi, di mana semakin sering kata tersebut muncul, semakin besar ukurannya. Gambar 11 menggambarkan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan dengan sentimen negatif maupun positif.



**Gambar 9.** Wordcloud visualization

## Simpulan

Berdasarkan analisis sentimen terhadap 7.000 ulasan pengguna mengenai aplikasi *Newsakpole* menggunakan algoritma *Random Forest*, model menunjukkan performa yang tinggi dengan tingkat akurasi sebesar 91,86%, *precision* sebesar 91,54%, *recall* sebesar 91,86%, dan *weighted F1-score* sebesar 91,03%. Visualisasi *wordcloud* mengungkapkan bahwa mayoritas ulasan bersifat negatif, dengan keluhan umum terkait kesalahan sistem dan masalah kegunaan aplikasi, sementara ulasan positif umumnya menyoroti manfaat layanan yang diberikan. Penelitian ini menunjukkan efektivitas penerapan *machine learning* dalam evaluasi layanan publik serta memberikan wawasan praktis bagi pengembang untuk meningkatkan keandalan sistem dan kepuasan pengguna.

Namun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan, yaitu hanya mencakup ulasan berbahasa Indonesia dan tidak memasukkan analisis sentimen netral, yang sebenarnya dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan data ke berbagai *platform*, menerapkan klasifikasi sentimen multikelas, serta mengeksplorasi model *deep learning* guna meningkatkan akurasi serta pemahaman kontekstual terhadap opini pengguna.

## Daftar Pustaka

- Adhan, Safira Nur et al. 2024. "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wattpad Di Google Play Store Dengan Metode Random Forest." *AnoaTIK: Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer* 2(1): 6–15.
- Al-Husna, Gishella Septania, Dian Asmarajati, Iman Ahmad Ihsannuddin, and Mahmudati Rina. 2024. "Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi LinkedIn." *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer* 3(2): 139–44.
- Budiman, Faris, and Retno Sunu Astuti. 2021. "Inovasi 'New Sakpole' Sebagai Strategi Pelayanan Publik Berbasis E-Government Untuk Pembayaran Pajak Kendaraan Bermotor Di Jawa Tengah." *Jurnal Ilmiah Edunomika* 5(2): 755.
- Busrayan, Irzan, and Andrianingsih. 2025. "Analisis Sentimen Pelanggan Terhadap Aplikasi WONDR By BNI Menggunakan Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), Dan K- Nearest Neighbor (KNN)." *Journal of Computer Science and Information Technology (JCSIT)* 2(2): 263–74.
- Harahap, Fitriana et al. 2023. "Implementasi Data Mining Dalam Memprediksi Produk AC Terlaris Untuk Meningkatkan Penjualan Menggunakan Metode Naive Bayes." *Jurnal Unitek* 16(1): 41–51.
- Herjanto, Muhamad Fajar Yudhistira, and Carudin Carudin. 2024. "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sirekap Pada Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier." *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan* 12(2): 1204–10.
- Horsa, Obsa Gelchu, and Kula Kekeba Tune. 2023. "Aspect-Based Sentiment Analysis for Afaan Oromoo Movie Reviews Using Machine Learning Techniques." *Applied Computational Intelligence and Soft Computing* 2023.

- Iqbal, Khalid, and Muhammad Shehryar Khan. 2022. "Email Classification Analysis Using Machine Learning Techniques." *Applied Computing and Informatics*.
- Jihad, Muhammad Asjad Adna, Adiwijaya, and Widi Astuti. 2021. "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Film Menggunakan Algoritma Random Forest." *e-Proceeding of Engineering* 8(5): 10153–65.
- Kaeren, and Andrianingsih. 2025. "Analisis Sentimen Aplikasi Linkaja Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Random Forest." *Jurnal Riset dan Aplikasi Mahasiswa Informatika (JRAMI)* 06(02): 438–47.
- Kejriwal, Ruchi, Monika Garg, and Gaurav Sarin. 2024. "Predict Financial Text Sentiment: An Empirical Examination." *Vilakshan - XIMB Journal of Management* 21(1): 44–54.
- Maulana, Muhammad Iqbaal, and Nina Widowati Maesaroh. 2022. "Inovasi Sakpole (Sistem Administrasi Kendaraan Pajak Online) Pada Pembayaran Pajak Kendaraan Bermotor Di Samsat Semarang II." *Journal of Public Policy and Management Review* 11(1): 1–14.  
[http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484\\_SISTEM\\_PEMBETUNGAN\\_TERPUSAT\\_STRATEGI\\_MELESTARI](http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI).
- Pratmanto, Dany, Aprih Widayanto, Yustina Meisella Kristania, and Ragil Wijianto. 2024. "Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Dan KNN Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Vidio Di Google Play Store." *Computer and Network Technology* 4(2): 119–24.
- Sholeh, Muhammad, Suraya Suraya, and Dina Andayati. 2024. "Penerapan Data Mining Pada Model Clustering Data Kuesioner Mahasiswa Terhadap Kinerja Dosen." *Jurnal Eksplora Informatika* 13(2): 208–17.
- Susanto, Eko Budi, Paminto Agung Christianto, Mohammad Reza Maulana, and Satriedi Wahyu Binabar. 2022. "Analisis Kinerja Algoritma Naïve Bayes Pada Dataset Sentimen Masyarakat Aplikasi NEWSAKPOLE Samsat Jawa Tengah." *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)* 3(3): 234–41.
- Syahputra, Rizki Agam, and Maulia Rahmi Hanifah. 2024. "Metode Analisis Kesehatan Dengan Menggunakan Mechine Learning Atau Artificial Inteligenci Atau Data Mining Literature Review."
- Winoto, Depro et al. 2024. "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Terhadap Aplikasi Pembelajaran Bahasa Duolingo: Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor." *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* 8(3): 3230–36.