



Klasifikasi Metode Naïve Bayes pada Ulasan Pengguna Aplikasi Dazzcam untuk Pengeditan Foto Vintage di App Store

Salsa Dwi Agistina¹, Irwansyah^{2*}, Agus Budiyantera³, Faldy Irwiensyah⁴

^{1,2}Teknik Informatika, ⁴Sistem dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA, Jakarta, Indonesia

³Teknik Informatika, Institut Sosial dan Teknologi (ISTEK) Widuri, Jakarta, Indonesia

*Corresponding Author: irwansyah@uhamka.ac.id

ARTICLE INFO

Vol. 1, No. 2, April 2026, pp. 63-73.

DOI: <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i2.9>

Article history:

Revised: 11 April 2026

Accepted: 17 April 2026

Published: 30 April 2026

Abstract

The rapid growth of mobile applications has increased the importance of user-generated reviews as a source of information for evaluating application quality and user satisfaction. Dazzcam, a photo editing application known for its vintage-style filters, has gained significant popularity among iOS users. This study aims to classify user reviews from the App Store into positive and negative sentiment categories using the Naïve Bayes algorithm and to evaluate the performance of the model. A total of 911 reviews were collected and divided into training and testing datasets with a ratio of 80:20. The research methodology includes data preprocessing, feature extraction using TF-IDF, and classification using Naïve Bayes, followed by evaluation with a confusion matrix. The results show that 712 reviews were classified as positive and 199 as negative, with an accuracy of 79.78%, precision of 79.89%, recall of 79.78%, and F1-score of 79.53%. These findings indicate that the Naïve Bayes algorithm demonstrates good performance and can be effectively utilized for sentiment analysis of application reviews.

Keywords: Sentiment Analysis; Naïve Bayes; App Store Reviews; TF-IDF; Text Classification.

Abstrak

Pertumbuhan pesat aplikasi mobile telah meningkatkan pentingnya ulasan yang dihasilkan oleh pengguna sebagai sumber informasi untuk mengevaluasi kualitas aplikasi dan tingkat kepuasan pengguna. Dazzcam sebuah aplikasi pengeditan foto yang dikenal dengan fitur filter bergaya vintage, telah memperoleh popularitas yang signifikan di kalangan pengguna iOS. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna dari *App Store* ke dalam kategori sentimen positif dan negatif menggunakan algoritma *Naïve Bayes* serta mengevaluasi kinerja model. Sebanyak 911 ulasan dikumpulkan dan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Metodologi penelitian meliputi tahap prapemrosesan data, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes* yang kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa 712 ulasan diklasifikasikan sebagai sentimen positif dan 199 sebagai sentimen negatif, dengan akurasi sebesar 79,78%, presisi 79,89%, *recall* 79,78%, dan *F1-score* 79,53%. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki kinerja yang baik dan dapat dimanfaatkan secara efektif untuk analisis sentimen ulasan aplikasi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; *Naïve Bayes*; Ulasan *App Store*; TF-IDF; Klasifikasi Teks.



Copyright: © 2026 by the authors. Licensee DIGINTEL_AI, Jakarta, Indonesia. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License (CC BY-NC-SA 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Perkembangan aplikasi pengeditan foto pada perangkat mobile mengalami peningkatan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir, seiring dengan meningkatnya penggunaan media sosial dan kebutuhan akan konten visual yang menarik (Ozimek et al., 2023). Berbagai aplikasi berlomba-lomba menghadirkan fitur inovatif, salah satunya adalah efek vintage yang memberikan kesan klasik dan estetik pada hasil foto (Perrig et al., 2023). Salah satu aplikasi yang cukup populer dalam kategori ini adalah DazzCam, yang banyak digunakan oleh pengguna perangkat iOS karena kemudahan antarmuka serta variasi filter yang ditawarkan. Fenomena ini menunjukkan bahwa kualitas pengalaman pengguna (*user experience*) merupakan faktor penting dalam keberhasilan aplikasi mobile modern (Nugroho & Usman, 2025).

Ulasan pengguna yang tersedia pada platform *App Store*, baik dalam bentuk rating maupun komentar teks, merupakan sumber data yang sangat penting untuk memahami persepsi, kepuasan, serta kebutuhan pengguna terhadap suatu aplikasi. Analisis terhadap ulasan ini menjadi krusial karena dapat memberikan *insight* bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan dan fitur aplikasi (Kastrati et al., 2021). Dalam konteks ini, analisis sentimen berbasis *machine learning* telah banyak digunakan untuk mengekstraksi opini pengguna secara otomatis dan efisien dari data teks dalam jumlah besar (Garijo et al., 2022).

Namun demikian, terdapat beberapa permasalahan yang masih menjadi tantangan. *App Store* tidak menyediakan klasifikasi sentimen secara otomatis, melainkan hanya menampilkan rating berbentuk angka dan teks ulasan mentah. Dalam praktiknya, sering ditemukan ketidaksesuaian antara rating dan isi ulasan, sehingga analisis manual menjadi tidak efisien dan berpotensi menimbulkan bias (Martens & Maalej, 2019). Selain itu, sebagian besar penelitian analisis sentimen aplikasi mobile masih berfokus pada data dari *Google Play Store*, sementara *App Store* sebagai platform eksklusif pengguna iOS relatif kurang dieksplorasi, meskipun memiliki segmentasi pengguna yang besar dan potensial (Sadiq et al., 2021).

Dalam penelitian sebelumnya, berbagai metode klasifikasi telah digunakan untuk analisis sentimen, di antara metode tersebut, algoritma *Naïve Bayes* dikenal sebagai metode klasifikasi berbasis probabilitas yang sederhana namun efektif, dengan performa yang cukup baik dalam pengolahan data teks berskala besar. Beberapa studi terbaru menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* masih relevan dan mampu menghasilkan akurasi yang kompetitif dalam analisis sentimen, terutama pada dataset ulasan aplikasi. Proses analisis sentimen umumnya melibatkan tahapan praproses data seperti tokenisasi, pembersihan teks, penghapusan *stopwords*, serta transformasi data ke dalam bentuk numerik menggunakan metode seperti TF-IDF sebelum dilakukan proses klasifikasi (Rahmawati & Santoso, 2023).

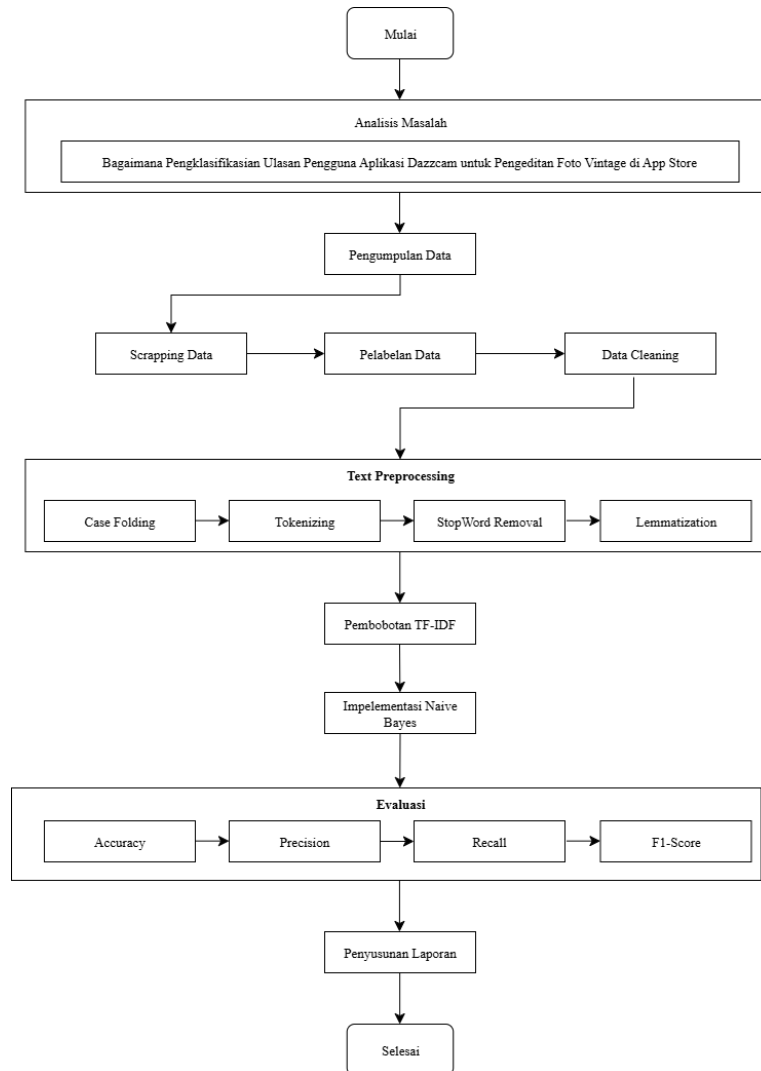
Penelitian ini mengimplementasikan metode *Naive Bayes Classifier* untuk klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi *Netflix* di *Google Play*. Latar belakang penelitian ini adalah meningkatnya penggunaan layanan streaming selama pandemi COVID-19 serta kebutuhan untuk menganalisis ulasan pengguna sebagai sumber informasi yang bernilai. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Naive Bayes Classifier* memberikan kinerja yang baik dengan nilai akurasi sebesar 87,33%, *precision* 87,6%, *recall* 93,53%, dan *F1-score* 90,47%, sehingga efektif digunakan dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna *Netflix* (Rieuwpassa et al., 2024).

Meskipun demikian, hingga saat ini penelitian yang secara khusus mengkaji analisis sentimen terhadap aplikasi *DazzCam* pada platform *App Store* dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* masih terbatas, khususnya dalam pemanfaatan data ulasan pengguna iOS dalam kajian ilmiah. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *DazzCam* pada *App Store* menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam meningkatkan pemahaman pengembang aplikasi, serta memperkaya pada bidang analisis sentimen berbasis teks, khususnya pada domain aplikasi pengeditan foto.

2. Metodologi

2.1 Tahapan penelitian

Tahapan penelitian merupakan rangkaian proses yang dirancang secara sistematis dan terstruktur untuk menjawab permasalahan penelitian (Aushofi et al., 2026). Tahapan tersebut dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian dalam proses klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi Dazzcam. Penjelasan secara rinci diuraikan sebagai berikut.

2.2 Analisis Masalah

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis persepsi dan sentimen pengguna terhadap aplikasi DazzCam yang tersedia pada *platform App Store*. Metode yang digunakan adalah observasi *non-partisipatif*, dengan mengumpulkan data ulasan pengguna tanpa interaksi langsung. Analisis dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* yang umum digunakan dalam klasifikasi teks untuk analisis sentimen. Data ulasan yang diperoleh selanjutnya diproses dan diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu sentimen positif dan negatif (Bagaskara et al., 2024).

2.3 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan tinjauan literatur dari berbagai sumber, termasuk jurnal ilmiah, skripsi, dan referensi relevan lainnya yang berkaitan dengan analisis sentimen. Tinjauan literatur ini bertujuan untuk mengidentifikasi metode, pendekatan, serta kerangka penelitian yang paling sesuai. Selain itu, tahapan ini juga berperan dalam memperdalam pemahaman peneliti terhadap topik yang dikaji. Data di peroleh menggunakan pustaka *app-store-scraper*. Seluruh ulasan ditulis dalam bahasa Inggris, dengan total ulasan yang terkumpul sebanyak 911 (Irwansyah et al., 2024).

2.4 Scraping Data

Proses selanjutnya pengambilan data ulasan pengguna aplikasi *DazzCam* di *App Store* menggunakan *Google Colab*. Data yang diperoleh mencakup teks ulasan dan rating bintang dari pengguna, yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses pelabelan sentimen (Ari Rama Novryadi et al., 2026).

2.5 Pelabelan Data

Proses ini dimaksudkan untuk menentukan jenis sentimen pada setiap ulasan dikumpulkan. Skema pelabelan ditentukan atas *rating*. Pendekatan semi-otomatis ini digunakan untuk menghindari kategori netral dan menjaga agar model klasifikasi tetap berfokus pada dua kelas sentimen (Fadil Firmansyah et al., 2026).

2.6 Data Cleaning

Pada langkah ini, data ulasan dibersihkan dari elemen yang tidak diperlukan, seperti karakter khusus, simbol, tanda baca, angka, serta teks yang kosong atau tidak bermakna. Tujuannya adalah untuk memastikan kualitas data sebelum masuk ke tahap pemrosesan lanjutan. Proses pembersihan ini dilakukan menggunakan *Google Colab* dengan bantuan *library Python* seperti *re* dan *pandas* (Irwansyah et al., 2025).

2.7 Text Preprocessing

Tahap selanjutnya adalah *text preprocessing* terhadap dataset yang dilakukan menggunakan perangkat lunak *Google Colab* (Salsa Billa Permana Putri et al., 2026). Proses ini mencakup beberapa tahapan sebagai berikut:

a. *Case Folding*

Tahapan ini bertujuan untuk mengonversi seluruh karakter dalam ulasan pengguna menjadi huruf kecil (lowercase) guna menghindari perbedaan representasi kata akibat penggunaan huruf kapital.

b. *StopWord Removal*

Tahapan ini bertujuan untuk menghilangkan kata-kata umum dalam bahasa Inggris yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap analisis sentimen, seperti “*the*”, “*is*”, “*and*”, dan “*with*” (Saputra & Hasan, 2024). Daftar *stopword* yang digunakan mengacu pada *stopword list* dari pustaka Natural Language Toolkit (NLTK).

c. *Tokenizing*

Tahapan ini dilakukan untuk memecah kalimat menjadi satuan kata (token) (Kurnianto & Febriawan, 2023). Sebagai contoh, kalimat “*this app is really good*” akan diubah menjadi [“*this*”, “*app*”, “*is*”, “*really*”, “*good*”] untuk mempermudah analisis berbasis kata.

d. *Lemmatization*

Tahapan *lemmatization* bertujuan untuk mengonversi setiap kata ke bentuk dasarnya (*lemma*). Sebagai contoh, kata “*running*”, “*runs*”, dan “*ran*” akan diubah menjadi “*run*”. Proses ini dilakukan menggunakan *WordNetLemmatizer* dari pustaka NLTK. Tahapan ini berperan penting dalam menyatukan variasi kata dengan makna yang sama sehingga meningkatkan akurasi analisis sentimen.

2.8 Pembobotan TF-IDF

Tahap selanjutnya adalah penerapan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk memberikan bobot pada setiap term dalam dokumen. Metode ini mengombinasikan nilai *term frequency* (TF),

yang merepresentasikan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, dengan *Inverse Document Frequency* (IDF), yang mengukur tingkat keunikan kata pada seluruh korpus. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi kata-kata yang memiliki kontribusi signifikan dalam merepresentasikan isi dokumen, khususnya dalam konteks analisis sentimen (Al Rasyid & Ningsih, 2024).

2.9 Implementasi Algoritma *Naïve Bayes*

Tahap selanjutnya adalah penerapan metode klasifikasi *Naïve Bayes*. Dalam penelitian ini, digunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* yang sesuai untuk pemrosesan data teks. Proses klasifikasi dilakukan secara biner dengan mengelompokkan ulasan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%, dengan total 729 data latih dan 182 data uji. Model dilatih menggunakan data latih dan selanjutnya dievaluasi menggunakan data uji. Implementasi dilakukan menggunakan pustaka *MultinomialNB* pada *Scikit-learn* (Irwansyah et al., 2023).

2.10 Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model klasifikasi menggunakan *confusion matrix*. Matriks ini digunakan untuk mengidentifikasi jumlah prediksi yang benar dan salah pada masing-masing kategori sentimen. Selanjutnya, dihitung metrik evaluasi berupa akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* guna memberikan gambaran komprehensif terhadap performa model. Proses evaluasi diimplementasikan menggunakan pustaka *Scikit-learn*, termasuk *confusion_matrix*, *classification_report*, dan *accuracy_score* (Anisah & Irwansyah, 2025).

2.11 Penyusunan Laporan

Tahap terakhir adalah penyusunan laporan penelitian yang menyajikan seluruh tahapan yang telah dilakukan, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja metode *Naïve Bayes* dalam memproses dan mengklasifikasikan opini pengguna terhadap aplikasi *DazzCam* yang tersedia di *App Store*, khususnya dalam konteks analisis sentimen.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 *Scraping Data*

Data ulasan pengguna aplikasi *DazzCam* diperoleh dari *App Store* menggunakan pustaka *app-store-scraper* dengan bahasa pemrograman *Python*. Proses pengambilan dilakukan dengan metode *review()* untuk memperoleh hingga 1000 ulasan, dan berhasil mengumpulkan sebanyak 911 data berbahasa Inggris. Data yang mencakup kolom “date”, “username”, “review”, dan “rating” dikonversi ke dalam format *DataFrame* menggunakan *pandas*, lalu disimpan ke file *dazzcam.csv* untuk keperluan analisis lebih lanjut.

3.2 Pelabelan Data

Sebanyak 911 data ulasan yang telah dikumpulkan kemudian diberi label sentimen “*Positif*” dan “*Negatif*” berdasarkan nilai *rating*. Proses pelabelan dilakukan menggunakan *Python* dengan pustaka *pandas*, di mana file *dazzcam.csv* dibaca menggunakan *read_csv()* dan ditambahkan kolom baru bernama *label*. Penetapan label dilakukan menggunakan fungsi *apply()* dengan *lambda function*; *rating* <3 diberi label “*Negatif*”, *rating* >3 diberi label “*Positif*”, dan *rating* =3 diberi label “Tidak Diketahui”. Hasil pelabelan disimpan ke dalam file *dazzcamlabel.csv* untuk digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

3.3 *Data Cleaning*

Tahap *cleaning* dilakukan untuk menghapus data kosong, duplikat, serta baris yang tidak relevan. Proses ini juga mencakup pembersihan simbol, angka, tanda baca, dan karakter non-alfabet menggunakan fungsi *regular expression*. Fungsi *clean_text()* yang digunakan akan memeriksa tipe data string, mengonversi *encoding* dari *latin1*

ke *utf-8*, menghapus karakter selain huruf (dengan pola $[\text{^a-zA-Z}\text{s}]$), menyederhanakan spasi ganda ($\text{\textbackslash s+}$), dan memangkas spasi di awal dan akhir. Fungsi ini diterapkan pada kolom *review* dan *label* menggunakan metode *apply()*. Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan data teks yang bersih dan konsisten sebelum masuk ke proses analisis sentimen.

3.4 Text Preprocessing

Tahap pra-pemrosesan teks dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data sebelum klasifikasi. Proses ini meliputi case folding, yaitu mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (misalnya “*Favorite*” menjadi “*favorite*”), kemudian tokenizing untuk memecah teks menjadi kata-kata terpisah (contoh: “*I would give 5 stars*” menjadi [*I*, *would*, *give*, *5*, *stars*]). Selanjutnya, dilakukan stopword removal untuk menghapus kata-kata umum yang tidak bermakna penting dalam analisis, seperti [*I*, *would*, *give*, *5*, *stars*] menjadi [*give*, *5*, *stars*]. Terakhir, dilakukan lemmatization untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya, misalnya “*stars*” dan “*apps*” menjadi “*star*” dan “*app*”. Tahapan ini penting untuk mengurangi noise pada data teks dan meningkatkan akurasi model dalam klasifikasi sentimen.

3.5 Pembobotan TF-IDF

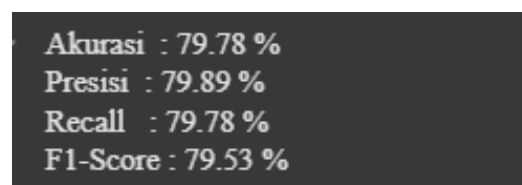
Setelah proses pembobotan TF-IDF, data dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan fungsi *train_test_split* dari *scikit-learn*. Variabel fitur (X) dan label (y) dipisahkan untuk keperluan pelatihan dan pengujian model. Parameter *random_state=42* digunakan agar hasil pembagian data tetap konsisten dan dapat direproduksi.

3.6 Implementasi Algoritma Naïve Bayes

Setelah melalui tahapan *praproses teks* seperti pembersihan, tokenisasi, *stopword removal*, dan pembobotan TF-IDF, dilakukan implementasi algoritma Multinomial Naïve Bayes yang sesuai untuk data teks berbasis frekuensi atau bobot term. Model diinisialisasi menggunakan *MultinomialNB()* dan dilatih dengan data latih menggunakan *model.fit*. Prediksi dilakukan pada data uji dengan *model.predict*, kemudian hasil prediksi dibandingkan dengan label asli untuk evaluasi.

3.7 Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Model *Naïve Bayes* menunjukkan kinerja yang cukup optimal dengan akurasi 79,78% dan nilai metrik lainnya yang seimbang. *Recall* yang lebih tinggi pada kelas positif menunjukkan model lebih sensitif terhadap ulasan positif, sementara *precision* lebih tinggi pada kelas negatif menunjukkan prediksi negatif cenderung lebih akurat. Secara keseluruhan, model mampu membedakan sentimen dengan baik dan layak digunakan dalam analisis sentimen ulasan aplikasi *Dazzcam*.



Akurasi	: 79.78 %
Presisi	: 79.89 %
Recall	: 79.78 %
F1-Score	: 79.53 %

Gambar 2. Hasil Evaluasi

3.8 Confusion Matrix

Berdasarkan hasil evaluasi model klasifikasi *Naïve Bayes* menggunakan *confusion matrix* dan *classification report*, diperoleh informasi performa model dalam mengklasifikasikan ulasan menjadi sentimen positif dan negatif. *Confusion matrix* menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 91 data positif secara benar (*True Positive*) dan 55 data negatif secara benar (*True Negative*). Namun, terdapat juga 24 data negatif yang salah

diklasifikasikan sebagai positif (*False Positive*), serta 13 data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (*False Negative*). Dari hasil ini, diperoleh akurasi sebesar 0,7979, *precision* sebesar 0,875, *recall* sebesar 0,7913, dan *F1-score* sebesar 0,8307. Visualisasi *confusion matrix* dalam bentuk *heatmap* turut memperjelas distribusi prediksi terhadap label sebenarnya. Evaluasi ini menunjukkan bahwa model mampu mencapai keseimbangan yang cukup baik antara kemampuan mendeteksi sentimen dengan benar dan ketepatan dalam klasifikasi, menjadikannya cukup andal untuk tugas analisis sentimen berbasis teks.

```

Confusion Matrix:
[[55 24]
 [13 91]]

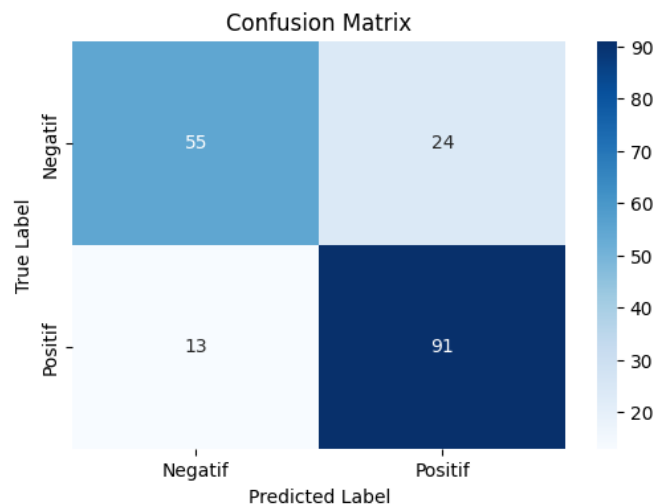
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.81	0.70	0.75	79
Positif	0.79	0.88	0.83	104
accuracy			0.80	183
macro avg	0.80	0.79	0.79	183
weighted avg	0.80	0.80	0.80	183

Gambar 3. Hasil Evaluasi Confusion Matrix

Visualisasi *confusion matrix* ditampilkan menggunakan *heatmap* sebagai berikut:



Gambar 4. Visualisasi *Confusion Matrix*

Visualisasi *Confusion Matrix* pada Gambar 4 menunjukkan performa prediksi model *Naïve Bayes* terhadap dua kelas, yaitu Negatif dan Positif, berdasarkan data uji. *Confusion Matrix* ini berbentuk tabel 2x2 yang menggambarkan hubungan antara label asli (*true label*) dan label hasil prediksi (*predicted label*). Berikut penjelasan detail Gambar 4 diatas.

Tabel 1. Penjelasan *Confusion*

	Prediksi:Negatif	Prediksi: Positif
Asli: Negatif	55 (<i>True Negatif</i>)	24 (<i>False Positif</i>)
Asli: Positif	13 (<i>False Negatif</i>)	91 (<i>True Positif</i>)

- True Positive* (TP = 91): 91 data positif diprediksi positif.
- True Negative* (TN = 55): data negatif diprediksi negatif.
- False Positive* (FP = 24): 24 data negatif malah diprediksi positif,
- False Negative* (FN = 13): 13 data positif diprediksi negatif karena kesalahan model.

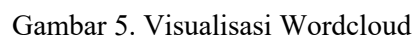
$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{91+55}{91+55+24+13} = \frac{146}{183} = 0.7979 \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{91}{91+13} = \frac{91}{104} = 0.875 \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{91}{91+24} = \frac{91}{115} = 0.7913 \quad (3)$$

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} = 2 \times \frac{(0.7913 \times 0.875)}{0.7913 + 0.875} = 2 \times \frac{0.6924}{1.6663} = 0.8307 \quad (4)$$

Sebagai bagian dari eksplorasi awal data, dilakukan visualisasi *WordCloud* untuk melihat kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna aplikasi *Dazzcam*. Hasil visualisasi menunjukkan dominasi kata seperti “*camera*”, “*app*”, dan “*photo*”, yang menandakan fokus ulasan pada fitur utama aplikasi. Kata-kata seperti “*love*”, “*fix*”, dan “*dont*” mencerminkan keberagaman sentimen, sementara kata seperti “*pay*”, “*pro*”, dan “*bug*” mengindikasikan adanya keluhan pengguna terhadap sistem dan fitur tertentu.



Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi *DazzCam* ke dalam kategori positif dan negatif dengan performa yang cukup baik, ditunjukkan

oleh akurasi sebesar 79,78% serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang relatif seimbang. Dari total 911 data, mayoritas ulasan tergolong positif (712 data), yang mengindikasikan bahwa pengguna secara umum memiliki persepsi yang baik terhadap aplikasi, khususnya pada fitur dan kemudahan penggunaan. Performa model dinilai cukup optimal untuk klasifikasi teks, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi seperti *false positive* dan *false negative* yang dipengaruhi oleh karakteristik data teks yang ambigu, penggunaan bahasa informal, serta keterbatasan asumsi independensi pada *Naïve Bayes*. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki performa kompetitif dalam analisis sentimen, meskipun masih berada di bawah metode berbasis *deep learning*. Faktor-faktor seperti kualitas data, metode pelabelan berbasis rating, tahapan preprocessing, dan penggunaan TF-IDF turut mempengaruhi hasil klasifikasi.

Penelitian ini memiliki kelebihan pada penggunaan data nyata dari *App Store* dan proses *preprocessing* yang komprehensif, namun masih memiliki keterbatasan seperti jumlah data yang terbatas, potensi bias pelabelan, serta belum mempertimbangkan sentimen netral dan metode yang lebih kompleks. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat membantu pengembang dalam memahami kebutuhan pengguna dan meningkatkan kualitas aplikasi, sementara secara akademis memperkaya kajian analisis sentimen pada *platform App Store*, serta secara sosial memberikan manfaat dalam membantu pengguna memilih aplikasi secara lebih objektif.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa metode *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan ke dalam kategori positif dan negatif dengan cukup baik, yang ditunjukkan oleh nilai akurasi sebesar 79,78%, serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang relatif seimbang. Hasil klasifikasi juga menunjukkan bahwa mayoritas ulasan pengguna memiliki sentimen positif, sehingga dapat diinterpretasikan bahwa aplikasi *DazzCam* secara umum diterima dengan baik oleh pengguna. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna telah berhasil dicapai.

Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, di antaranya jumlah *dataset* yang relatif terbatas, proses pelabelan sentimen yang hanya didasarkan pada *rating* sehingga berpotensi menimbulkan bias, serta penggunaan model *Naïve Bayes* yang memiliki asumsi independensi antar fitur sehingga kurang mampu menangkap konteks kalimat secara mendalam. Selain itu, penelitian ini hanya berfokus pada dua kategori sentimen (positif dan negatif) dan menggunakan data berbahasa Inggris, sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan kompleksitas opini pengguna secara keseluruhan.

Untuk penelitian selanjutnya, terdapat peluang pengembangan yang cukup luas, seperti penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam, penerapan metode klasifikasi yang lebih kompleks seperti *deep learning* (misalnya LSTM atau BERT), serta pengembangan analisis sentimen multikelas dengan penambahan kategori netral. Selain itu, metode pelabelan dapat ditingkatkan dengan pendekatan manual atau semi-otomatis berbasis konteks teks untuk meningkatkan kualitas data. Penelitian di masa depan juga dapat mengintegrasikan hasil analisis sentimen ke dalam sistem rekomendasi atau *dashboard* analitik guna memberikan nilai tambah yang lebih aplikatif bagi pengembang maupun pengguna aplikasi.

Daftar Pustaka

- Al Rasyid, R., & Ningsih, D. H. U. (2024). Penerapan Algoritma TF-IDF dan Cosine Similarity untuk Query Pencarian Pada Dataset Destinasi Wisata. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 8(1), 170–178. <https://doi.org/10.35870/jtik.v8i1.1416>
- Anisah, S., & Irwansyah, I. (2025). Analisis Data Mining untuk Klasifikasi Kafe Populer di Jakarta Menggunakan Decision Tree dan Visualisasi dengan Tableau. *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 14(2), 890. <https://doi.org/10.35889/jutisi.v14i2.2660>

- Ari Rama Novryadi, Irwansyah, & Moh Shidqon. (2026). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kinerja Presiden Indonesia Joko Widodo Periode Kedua Menggunakan Metode Naïve Bayes dan SVM. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTElligence – AI*, 1(1), 11–24. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.2>
- Aushofi, M., Irwansyah, & Moh Shidqon. (2026). Implementasi Data Mining Untuk Menganalisis Pola Penimbangan Sampah Menggunakan Algoritma Apriori. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTElligence – AI*, 1(1), 1–10. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.1>
- Bagaskara, W., Pusparini, N. N., & Irwansyah, I. (2024). Klasifikasi Penjadwalan Kerja Perawatan Air Conditioner (Ac) Menggunakan Algoritma Decision Tree (C4.5) Pada Pt Xyz. *Infotech: Journal of Technology Information*, 10(1), 11–20. <https://doi.org/10.37365/jti.v10i1.240>
- Fadil Firmansyah, Irwansyah, & Agus Budiyanantara. (2026). Analisis Pola Pembelian Konsumen Di Rumah Makan Tepi Laut Baubau Menggunakan Algoritma Apriori. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTElligence – AI*, 1(1), 25–36. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.3>
- Garijo, D., Ménager, H., Hwang, L., Trisovic, A., Hucka, M., Morrell, T., Allen, A., Task Force on Best Practices for Software Registries, & SciCodes Consortium. (2022). Nine best practices for research software registries and repositories. *PeerJ Computer Science*, 8, e1023. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1023>
- Irwansyah, I., Dittyata, R., Rizal, R., & Wiyono, W. (2024). Optimalisasi Klasifikasi Uji Emisi Sepeda Motor Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Infotech: Journal of Technology Information*, 10(2), 337–242. <https://doi.org/10.37365/jti.v10i2.327>
- Irwansyah, I., Wiranata, A. D., & M, T. T. (2023). Komparasi Algoritma Decision Tree, Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Menentukan Kualitas Udara Di Provinsi Dki Jakarta. *Infotech: Journal of Technology Information*, 9(2), 193–198. <https://doi.org/10.37365/jti.v9i2.203>
- Irwansyah, I., Yudhana, A., & Fadlil, A. (2025). Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Menggunakan Algoritma Random Forest. *Infotech: Journal of Technology Information*, 11(2), 229–236. <https://doi.org/10.37365/jti.v11i2.423>
- Kastrati, Z., Dalipi, F., Imran, A. S., Pireva Nuci, K., & Wani, M. A. (2021). Sentiment Analysis of Students' Feedback with NLP and Deep Learning: A Systematic Mapping Study. *Applied Sciences*, 11(9), 3986. <https://doi.org/10.3390/app11093986>
- Martens, D., & Maalej, W. (2019). Towards understanding and detecting fake reviews in app stores. *Empirical Software Engineering*, 24(6), 3316–3355. <https://doi.org/10.1007/s10664-019-09706-9>
- Nugroho, R. R., & Usman, O. (2025). Analyzing Mobile App Design's Impact on Instagram User Experience and Satisfaction. *International Student Conference on Business, Education, Economics, Accounting, and Management (ISC-BEAM)*, 3(1), 202–215. <https://doi.org/10.21009/ISC-BEAM.013.13>
- Ozimek, P., Lainas, S., Bierhoff, H.-W., & Rohmann, E. (2023). How photo editing in social media shapes self-perceived attractiveness and self-esteem via self-objectification and physical appearance comparisons. *BMC Psychology*, 11(1), 99. <https://doi.org/10.1186/s40359-023-01143-0>

- Perrig, S. A. C., Ueffing, D., Opwis, K., & Brühlmann, F. (2023). Smartphone app aesthetics influence users' experience and performance. *Frontiers in Psychology*, 14, 1113842. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1113842>
- Rahmawati, L., & Santoso, D. B. (2023). Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Ulasan Aplikasi E-Commerce Tokopedia. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 6(1), 116–124. <https://doi.org/10.31539/intecom.v6i1.5515>
- Rieuwpassa, J. A., Sugito, S., & Widiharhi, T. (2024). Implementasi Metode Naive Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Netflix Pada Google Play. *Jurnal Gaussian*, 12(3), 362–371. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.3.362-371>
- Sadiq, S., Umer, M., Ullah, S., Mirjalili, S., Rupapara, V., & Nappi, M. (2021). Discrepancy detection between actual user reviews and numeric ratings of Google App store using deep learning. *Expert Systems with Applications*, 181, 115111. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115111>
- Salsa Billa Permana Putri, Irwansyah, & Tri M, T. (2026). Implementasi Algoritma K-NN Pada Sosial Media X Untuk Analisis Sentimen Pengalaman Warganet Tinggal Di Luar Negeri. *DIGINTEL-AI: DIGital INnovation and inTElligence – AI*, 1(1), 37–49. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.4>