

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI CAPCUT MENGGUNAKAN ALGORITMA XGBOOST BERBASIS MACHINE LEARNING

Frederick¹, Gede Pande Satria Abhisila², I Gusti Ngurah Putu Putra Adnyana³, I Kadek Abhi Pramana Prabangkara^{*4}, Indriyani⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Informatika dan Ilmu Komputer, Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM Bali

Email: ¹fredericklee0307@gmail.com, ²abhisila1502@gmail.com, ³pagus6310@gmail.com,
⁴abhi.pramana123@gmail.com, ⁵indriyani@stikom-bali.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi digital mendorong meningkatnya penggunaan aplikasi berbasis mobile, salah satunya aplikasi pengeditan video seperti CapCut. CapCut menjadi aplikasi yang populer karena menyediakan berbagai fitur editing yang mudah digunakan untuk membuat konten digital secara kreatif dan praktis. Tingginya jumlah pengguna menyebabkan banyaknya ulasan yang diberikan melalui Google Play Store, baik berupa komentar positif, netral, maupun negatif. Ulasan tersebut dapat dimanfaatkan untuk mengetahui tingkat kepuasan serta persepsi pengguna terhadap kualitas aplikasi. Namun, jumlah data yang besar membuat analisis manual kurang efisien dan membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi CapCut menggunakan algoritma XGBoost berbasis machine learning. Penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan data menggunakan teknik web scraping, preprocessing teks, ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF, serta klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 2.582 ulasan yang berhasil dianalisis, sentimen netral mendominasi sebesar 40,40%, diikuti sentimen positif sebesar 35,44%, dan sentimen negatif sebesar 24,17%. Model XGBoost yang dibangun memperoleh akurasi sebesar 80% dengan nilai precision, recall, dan F1-score rata-rata masing-masing sebesar 0,81, 0,80, dan 0,80. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma XGBoost mampu mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi CapCut dengan baik dan dapat digunakan sebagai alat bantu untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi. Penerapan algoritma XGBoost pada ulasan pengguna aplikasi CapCut berbahasa Indonesia memberikan alternatif metode klasifikasi yang memiliki performa baik dalam mendukung evaluasi kualitas aplikasi berbasis data ulasan pengguna. Temuan penelitian ini juga memberikan manfaat praktis bagi pengembang aplikasi dalam mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna secara lebih cepat, objektif, dan akurat sebagai dasar pengambilan keputusan untuk pengembangan fitur maupun peningkatan kualitas layanan.

Kata kunci: Analisis Sentimen, CapCut, XGBoost, Machine Learning, TF-IDF.

Sentiment Analysis of CapCut Application Users Using the XGBoost Algorithm Based on Machine Learning

Abstract

The rapid development of digital technology has increased the use of mobile-based applications, including video editing applications such as CapCut. CapCut has become one of the most popular video editing applications due to its user-friendly features and ability to support creative content creation. The large number of users has generated a substantial volume of reviews on the Google Play Store, consisting of positive, neutral, and negative opinions. These reviews provide valuable information regarding user satisfaction and perceptions of application quality. However, the large volume of review data makes manual analysis inefficient and time-consuming. Therefore, this study aims to analyze user sentiment toward the CapCut application using the XGBoost algorithm based on machine learning. The research process involved data collection through web scraping, text preprocessing, feature extraction using the TF-IDF method, and sentiment classification into positive, neutral, and negative categories. The results show that among 2,582 analyzed reviews, neutral sentiment dominated with 40.40%, followed by positive sentiment at 35.44% and negative sentiment at 24.17%. The XGBoost model achieved an accuracy of 80%, with average precision, recall, and F1-score values of 0.81, 0.80, and 0.80, respectively. These findings demonstrate that XGBoost is effective in classifying sentiment from Indonesian-language user reviews. The main contribution of this study lies in the application of the XGBoost algorithm to

sentiment analysis of Indonesian-language CapCut user reviews, an area that has received limited attention in previous studies. In addition to providing an alternative classification approach with strong performance, the proposed model can support application developers in evaluating service quality, identifying user needs, and making data-driven decisions for future application feature development.

Keywords: *Sentiment Analysis, CapCut, XGBoost, Machine Learning, TF-IDF.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi pada era digital telah memberikan dampak besar terhadap berbagai aktivitas masyarakat, khususnya dalam penggunaan aplikasi berbasis mobile. Berbagai jenis aplikasi dikembangkan untuk memenuhi kebutuhan pengguna, mulai dari aplikasi komunikasi, hiburan, pendidikan, hingga aplikasi pengeditan video. Kemudahan akses internet serta meningkatnya penggunaan media sosial turut mendorong pertumbuhan aplikasi digital yang mampu mendukung pembuatan konten secara cepat dan praktis [1].

Aplikasi pengeditan video merupakan salah satu aplikasi yang mengalami perkembangan pesat. Orang-orang menggunakan aplikasi ini untuk membuat konten kreatif dan kemudian membagikannya di berbagai platform media sosial seperti TikTok, Instagram, dan YouTube. Tingginya minat masyarakat terhadap konten digital mengakibatkan peningkatan kebutuhan akan aplikasi pengeditan video. Dengan berbagai fitur editingnya yang mudah digunakan dan kemampuan untuk memenuhi kebutuhan pembuatan konten digital, CapCut adalah salah satu aplikasi editing video yang populer dan banyak digunakan oleh pengguna smartphone [3].

Popularitasnya dapat dilihat dari banyaknya unduhan dan ulasan yang diberikan oleh pengguna di Google Play Store. Berbagai ulasan pengguna memberikan komentar, kritik, pengalaman, dan saran tentang aplikasi. Pengembangan aplikasi membutuhkan data ini untuk menentukan tingkat kepuasan pengguna dan kualitas layanan aplikasi [4]. Namun, analisis data ulasan pengguna membutuhkan waktu yang lama dan sulit dilakukan secara manual karena banyaknya data [2]. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan metode otomatis yang dapat mengolah data ulasan pengguna secara efektif. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah analisis sentimen. Analisis sentimen adalah metode pemrosesan teks yang digunakan untuk menentukan opini atau kecenderungan sentimen dalam teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral [6]. Analisis sentimen banyak digunakan dalam penelitian karena mampu membantu proses pengambilan keputusan berdasarkan pendapat pengguna tentang suatu barang atau jasa [5].

Analisis sentimen, yang digunakan dengan algoritma pembelajaran mesin seperti Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest, telah digunakan untuk menilai aplikasi digital [7], [10], [12]. Menurut penelitian lain, algoritma XGBoost dapat meningkatkan akurasi dan mengurangi overfitting dalam proses klasifikasi data teks [14], [15]. Selain itu, karena efisiensi komputasi yang tinggi, XGBoost cocok untuk digunakan dalam proses analisis sentimen berbasis machine learning.

Menggunakan algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN), penelitian tentang analisis sentimen pada aplikasi CapCut sebelumnya telah dilakukan [3]. Meskipun penelitian sebelumnya telah menggunakan algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi CapCut, kedua algoritma tersebut masih memiliki beberapa keterbatasan. Naive Bayes mengasumsikan bahwa setiap fitur bersifat independen sehingga kurang mampu menangkap hubungan kompleks antar kata dalam teks ulasan. Sementara itu, KNN cenderung mengalami penurunan performa ketika menangani data berdimensi tinggi seperti hasil ekstraksi fitur TF-IDF. Berbeda dengan kedua metode tersebut, XGBoost memiliki kemampuan boosting yang dapat meningkatkan akurasi klasifikasi, mengurangi risiko overfitting, serta mampu menangani data teks dengan jumlah fitur yang besar secara lebih efektif.

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan algoritma machine learning untuk analisis sentimen pada berbagai aplikasi digital, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penggunaan algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), maupun K-Nearest Neighbor (KNN). Penelitian yang secara khusus menerapkan algoritma XGBoost pada ulasan pengguna aplikasi CapCut berbahasa Indonesia masih relatif terbatas. Selain itu, karakteristik ulasan pengguna dalam bahasa Indonesia yang banyak menggunakan bahasa informal, singkatan, istilah populer, serta variasi penulisan kata menjadi tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi sentimen. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang mengevaluasi efektivitas algoritma XGBoost dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi CapCut berbahasa Indonesia sehingga dapat mengisi celah penelitian yang masih ada serta memberikan alternatif metode klasifikasi dengan performa yang lebih baik.

Berdasarkan permasalahan dan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma XGBoost dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi CapCut

berbahasa Indonesia yang diperoleh dari Google Play Store. Penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan data menggunakan teknik web scraping, pelabelan sentimen berbasis lexicon-based, preprocessing teks, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penerapan algoritma XGBoost untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi CapCut berbahasa Indonesia yang masih relatif jarang diteliti. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi CapCut serta menjadi bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan, mengembangkan fitur yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna, dan mendukung pengembangan sistem analisis sentimen berbasis machine learning.

2. METODE PENELITIAN

Untuk melakukan analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi CapCut yang tersedia di Google Play Store, penelitian ini menggunakan pendekatan pembelajaran mesin. Tahapan penelitian terdiri atas pengumpulan data, pelabelan sentimen, preprocessing teks, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi sentimen menggunakan algoritma XGBoost, serta evaluasi performa model. Setiap tahapan dilakukan secara berurutan untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen yang mampu mengidentifikasi ulasan pengguna ke dalam kategori positif, netral, dan negatif secara optimal.

A. Pengumpulan Data

Untuk memulai penelitian, metode web scraping digunakan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna aplikasi CapCut dari Google Play Store [18]. Ulasan pengguna tersebut terdiri dari kritik, pendapat, dan rekomendasi tentang aplikasi CapCut. Data yang dikumpulkan kemudian disimpan dalam bentuk file untuk diproses lebih lanjut.

B. Pelabelan Sentimen

Setelah proses pengumpulan data selesai dilakukan, setiap ulasan diberikan label sentimen menggunakan pendekatan lexicon-based. Pendekatan ini memanfaatkan kamus sentimen bahasa Indonesia yang berisi daftar kata dengan nilai polaritas positif maupun negatif. Setiap kata pada ulasan akan dicocokkan dengan kamus sentimen, kemudian nilai polaritas setiap kata dijumlahkan untuk memperoleh skor sentimen keseluruhan dari suatu ulasan. Apabila skor akhir bernilai positif maka ulasan dikategorikan sebagai sentimen positif, apabila bernilai negatif dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan skor yang mendekati nol dikategorikan sebagai sentimen netral.

Pendekatan lexicon-based dipilih karena mampu melakukan proses pelabelan secara otomatis, konsisten, dan efisien pada dataset berukuran besar tanpa memerlukan pelabelan manual terhadap seluruh data. Hasil pelabelan tersebut selanjutnya digunakan sebagai data target (label) pada proses pembelajaran algoritma XGBoost sebelum dilakukan tahapan preprocessing teks, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta proses klasifikasi sentimen.

C. Preprocessing Teks

Sebelum diproses, data teks terlebih dahulu melalui tahapan preprocessing untuk membersihkan dan menormalisasi data agar siap digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapan preprocessing yang digunakan dalam penelitian ini meliputi case folding, yaitu mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil; cleaning, yaitu menghilangkan angka, tanda baca, simbol, URL, dan karakter yang tidak diperlukan; tokenizing, yaitu memisahkan kalimat menjadi token atau kumpulan kata; stopword removal, yaitu menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam proses klasifikasi; serta stemming, yaitu mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar [1], [4]. Tujuan dari tahapan ini adalah untuk meningkatkan kualitas data sehingga proses klasifikasi sentimen dapat dilakukan dengan lebih akurat.

D. Ekstraksi Fitur

Selanjutnya, metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) digunakan untuk mengubah data hasil preprocessing menjadi representasi numerik. Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kemunculannya dalam dokumen [2]. Pembobotan TF-IDF memungkinkan model mengidentifikasi kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan lebih tinggi pada setiap ulasan sehingga dapat meningkatkan kualitas representasi fitur sebelum proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma XGBoost.

E. Klasifikasi Sentimen Menggunakan XGBoost

Setelah itu, algoritma XGBoost (Extreme Gradient Boosting) digunakan untuk melakukan proses klasifikasi sentimen. Algoritma XGBoost dipilih karena memiliki kemampuan klasifikasi yang tinggi, mampu menangani data berdimensi besar, serta efektif dalam mengurangi risiko overfitting [14]. Dataset yang telah melalui proses ekstraksi fitur kemudian dibagi menjadi data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Data pelatihan digunakan untuk membangun model XGBoost, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

F. Evaluasi Model

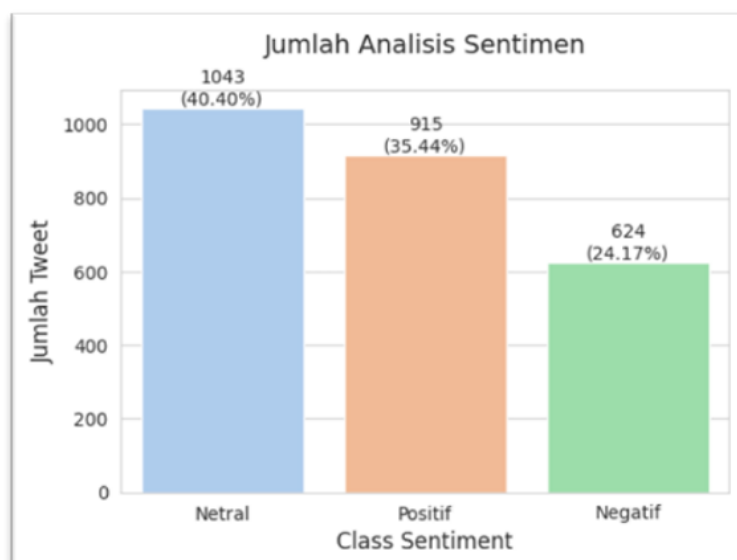
Untuk mengetahui seberapa efektif algoritma XGBoost dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi CapCut, evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix. Accuracy, precision, recall, dan F1-score digunakan sebagai metrik evaluasi untuk mengukur performa model [19]. Selain mengukur tingkat akurasi, metrik precision, recall, dan F1-score digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap kategori sentimen secara lebih komprehensif, sehingga hasil evaluasi tidak hanya bergantung pada nilai akurasi, tetapi juga mempertimbangkan keseimbangan performa klasifikasi pada seluruh kelas sentimen.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pelabelan dan WordCloud

Sebanyak 3000 data ulasan pengguna berhasil dianalisis untuk mengetahui persebaran sentimen terkait topik yang diteliti. Seluruh ulasan tersebut melalui tahapan praproses teks agar data menjadi lebih bersih dan siap digunakan sebagai input pemodelan. Untuk label sentimen, pendekatan lexicon-based digunakan, sehingga setiap ulasan dapat dikategorikan ke dalam tiga kategori: positif, netral, dan negatif.

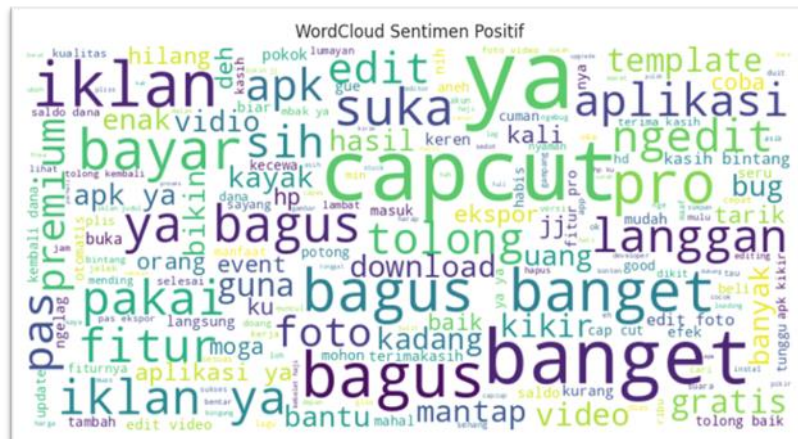
Berdasarkan hasil pelabelan, kategori netral mendominasi dengan jumlah 1.043 ulasan (40,40%), diikuti oleh kategori positif sebanyak 915 ulasan (35,44%), serta negatif sebanyak 624 ulasan (24,17%). Temuan ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan tanggapan yang cenderung netral terhadap topik tersebut, sementara ulasan positif juga memiliki proporsi yang cukup besar. Adapun ulasan negatif muncul dalam jumlah yang lebih sedikit dibandingkan dua kategori lainnya, sehingga sentimen umum pengguna dapat dikatakan relatif seimbang dengan kecenderungan lebih ke arah netral.



Gambar 1. Persentase dan Hasil Labeling



Gambar 2. Wordcloud Sentimen Negatif



Gambar 3. Wordcloud Sentimen Positif

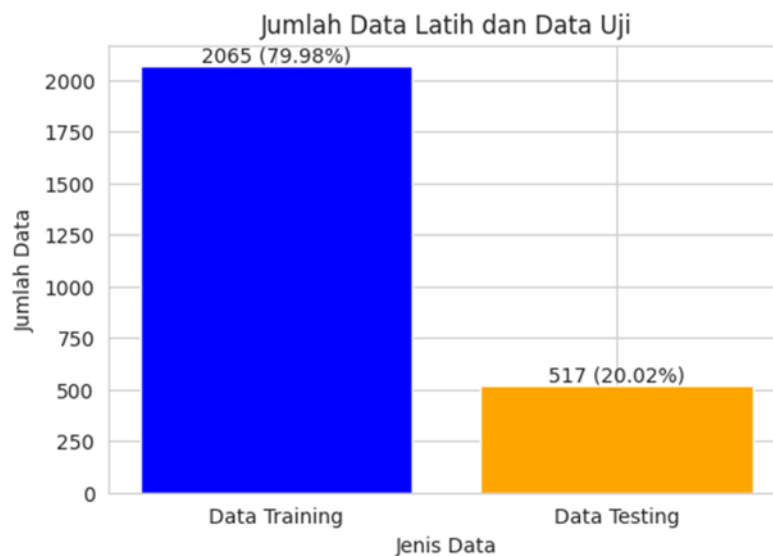


Gambar 4. Wordcloud Sentimen Netral

3.2. Splitting Data

Dataset yang telah dilabelkan kemudian dibagi menjadi dua komponen utama untuk kebutuhan pelatihan dan evaluasi model. Dari total data, 2.065 data (79,98%) digunakan sebagai data pelatihan untuk membangun model dan menyesuaikan parameter agar mampu mempelajari dengan baik pola sentimen. Sementara itu, 517 data (20,02%) digunakan sebagai data pengujian untuk menguji kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian ini mengikuti prinsip umum dalam pembelajaran mesin, di mana proporsi data latih yang lebih besar memungkinkan model belajar bekerja dengan

lebih baik. Di sisi lain, data uji yang terpisah memastikan proses evaluasi tetap adil dan tidak terpengaruh oleh data pelatihan.

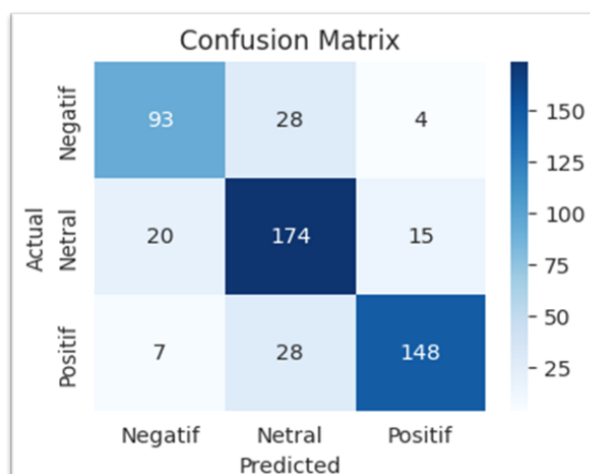


Gambar 5. Splitting Data (80:20)

3.3. Confusion Matrix

Tingginya tingkat kesalahan prediksi pada kelas sentimen negatif dibandingkan kelas lainnya menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa ulasan negatif dengan ulasan netral. Hal ini disebabkan oleh adanya kemiripan penggunaan kosakata antara kedua kategori tersebut. Beberapa pengguna menyampaikan keluhan dengan bahasa yang tidak terlalu emosional sehingga model cenderung mengelompokkannya ke dalam kategori netral. Selain itu, jumlah data sentimen negatif yang lebih sedikit dibandingkan sentimen netral dan positif menyebabkan model memperoleh pola pembelajaran yang lebih terbatas pada kategori tersebut. Kondisi ini menunjukkan bahwa penambahan jumlah data negatif serta penggunaan teknik representasi teks yang lebih kompleks berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam mengenali sentimen negatif secara lebih akurat.

Tingginya kesalahan klasifikasi antara sentimen negatif dan sentimen netral menunjukkan bahwa karakteristik bahasa pada ulasan pengguna aplikasi CapCut cenderung bersifat ambigu. Banyak pengguna menyampaikan keluhan menggunakan kalimat yang bersifat informatif tanpa disertai kata-kata dengan muatan emosi yang kuat sehingga representasi fitur yang dihasilkan memiliki kemiripan dengan ulasan netral. Selain itu, penggunaan kata tidak baku, singkatan, bahasa sehari-hari, serta kritik yang disampaikan secara halus menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan kedua kategori tersebut. Temuan ini sejalan dengan penelitian analisis sentimen berbahasa Indonesia yang menyatakan bahwa variasi penggunaan bahasa, kata bermakna ganda, dan konteks kalimat merupakan salah satu penyebab utama terjadinya kesalahan klasifikasi pada model machine learning. Oleh karena itu, penggunaan representasi teks yang lebih kontekstual, seperti Word2Vec, FastText, maupun model berbasis transformer seperti BERT, berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks bahasa Indonesia sehingga performa klasifikasi dapat menjadi lebih baik.



Gambar 6. Confusion Matrix

3.4. Hasil Penelitian

Model XGBoost dilatih menggunakan representasi fitur TF-IDF dengan pembagian data 20% untuk pengujian dan 80% untuk pelatihan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model tersebut memiliki performa yang cukup baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 0,80.

Tabel 1. Laporan Klasifikasi XGBoost

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.78	0.74	0.76	125
Netral	0.76	0.83	0.79	209
Positif	0.89	0.81	0.85	183
Accuracy			0.80	517
Macro Avg	0.81	0.80	0.80	517
Weighted Avg	0.81	0.80	0.80	517

Laporan klasifikasi menunjukkan bahwa model memiliki kinerja terbaik dalam mengidentifikasi ulasan berlabel Positif dengan nilai precision sebesar 0,89, recall sebesar 0,81, dan F1-score sebesar 0,85. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali ulasan positif dengan tingkat ketepatan dan konsistensi yang tinggi.

Untuk kelas Netral, model memperoleh nilai precision sebesar 0,76, recall sebesar 0,83, dan F1-score sebesar 0,79. Nilai recall yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali sebagian besar ulasan yang benar-benar termasuk dalam kategori netral.

Sementara itu, untuk kelas Negatif, model menghasilkan precision sebesar 0,78, recall sebesar 0,74, dan F1-score sebesar 0,76. Nilai recall yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa ulasan negatif yang salah diklasifikasikan ke dalam kategori lain, terutama kategori netral.

Secara keseluruhan, nilai Macro Average dan Weighted Average yang berada pada kisaran 0,80 hingga 0,81 menunjukkan bahwa model XGBoost mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dan relatif seimbang pada ketiga kelas sentimen. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi metode TF-IDF dan algoritma XGBoost efektif digunakan dalam proses analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi CapCut berbahasa Indonesia.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma XGBoost berbasis machine learning untuk melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi CapCut berbahasa Indonesia yang diperoleh dari Google Play Store. Berdasarkan hasil analisis terhadap 2.582 ulasan pengguna, sentimen netral menjadi kategori yang paling dominan dengan persentase sebesar 40,40%, diikuti oleh sentimen positif sebesar 35,44% dan sentimen negatif sebesar 24,17%. Model yang dibangun menggunakan fitur TF-IDF memperoleh akurasi sebesar 80%,

dengan nilai precision, recall, dan F1-score rata-rata yang menunjukkan performa klasifikasi yang baik dan konsisten pada ketiga kategori sentimen.

Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode analisis sentimen berbasis machine learning, khususnya melalui penerapan algoritma XGBoost pada data ulasan pengguna aplikasi berbahasa Indonesia. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi CapCut dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna berdasarkan sentimen yang disampaikan melalui ulasan di Google Play Store.

Dari sisi praktis, hasil analisis sentimen dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi CapCut sebagai bahan evaluasi untuk mempertahankan fitur yang telah memperoleh respons positif dari pengguna serta melakukan perbaikan terhadap aspek-aspek yang masih menimbulkan keluhan. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan berupa jumlah dataset yang relatif terbatas serta penggunaan metode pelabelan berbasis lexicon-based yang berpotensi menimbulkan bias klasifikasi. Selain itu, distribusi jumlah data pada setiap kategori sentimen belum sepenuhnya seimbang sehingga dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit, khususnya sentimen negatif. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan jumlah data yang lebih besar, menerapkan metode pelabelan manual atau semi-supervised, serta menerapkan teknik penanganan ketidakseimbangan data seperti Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), Random Oversampling, maupun pemberian class weight pada algoritma XGBoost. Penerapan teknik tersebut diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kategori sentimen secara lebih seimbang dan menghasilkan performa klasifikasi yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. A. Indriyani, A. Fauzi, and S. Faisal, "Analisis Sentimen Aplikasi TikTok Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine," *TEKNOSAINS*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023.
- [2] M. Y. R. Gaja, I. Maulana, and O. Komarudin, "Analisis Sentimen Opini Pengguna Aplikasi Vidio pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI*, vol. 7, no. 4, pp. 2767–2774, 2023.
- [3] S. N. S. Muslim, F. Nurdiansyah, and A. Y. Rahman, "Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan KNN dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi CapCut," *JITET*, vol. 12, no. 3S1, pp. 3588–3595, 2024.
- [4] D. S. Putri and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay dengan Algoritma Support Vector Machine," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 11, no. 1, pp. 32–40, 2023.
- [5] R. O. Mardiyanto, Kusri, and F. W. Wibowo, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Bank Syariah Indonesia dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *TEKNIMEDIA*, vol. 4, no. 1, pp. 9–15, 2023.
- [6] A. F. Haikal and Y. Nuryaman, "Sentiment Analysis of Transjakarta App Reviews Using the Naive Bayes Algorithm," *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications*, vol. 5, no. 1, 2025.
- [7] N. A. Puspita, F. T. Anggraeny, and A. M. Rizki, "Analisis Sentimen dengan Algoritma Naive Bayes Classifier terhadap Ulasan Aplikasi My F&B ID," *JATI*, vol. 8, no. 1, 2024.
- [8] M. N. Ramadhani, K. D. Tania, and M. Afrina, "Knowledge Discovery in Sharia Mobile Banking Reviews Using Aspect-Based Sentiment Analysis and Machine Learning," *JAIC*, vol. 10, no. 1, pp. 640–650, 2026.
- [9] D. A. Andriati, R. L. S. Putra, and G. D. Saputra, "Analisis Sentimen Komentar Pengguna Aplikasi Klik Indomaret di Google Play Store Menggunakan Metode SVM," *Jatilima*, vol. 7, no. 3, 2025.
- [10] F. N. Firzatullah and Nuroji, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Byond BSI Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma SVM dan Random Forest," *METIK Jurnal*, vol. 9, no. 2, 2025.
- [11] M. Nahdhudin, N. C. H. Wibowo, M. R. Handayani, and K. Umam, "Klasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Aplikasi TikTok Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JUTEKOM*, vol. 1, no. 3, 2025.
- [12] A. Setiawan and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Tanggapan Pengguna Aplikasi Bale by BTN Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *STORAGE*, vol. 4, no. 4, 2025.
- [13] R. K. P. Ramadani, A. S. Wicaksana, and N. Hidayatun, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Atma Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal TICOM*, vol. 14, no. 1, 2025.
- [14] D. N. Fahria, K. D. Tania, and R. D. Kurnia, "Analisis Komparatif Algoritma Random Forest, XGBoost, dan CatBoost untuk Klasifikasi Tingkat Stres Pengguna Media Sosial," *RABIT*, vol. 11, no. 1, 2026.

- [15] I. R. A. Vidianara, R. Yanuarti, and B. S. Rintyarna, "Analisis Sentimen Pasien terhadap Layanan Antarmedika Dentalcare Menggunakan Metode XGBoost," JTIK, vol. 12, no. 6, 2025.
- [16] T. A. C. Budianto, B. A. Dermawan, and M. Jajuli, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi M-Pajak pada Google Play Store Menggunakan XGBoost," JSIA, vol. 3, no. 1, 2025.
- [17] D. A. B. Wardana, L. Muflikhah, and R. S. Perdana, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store Menggunakan Metode XGBoost dan Word2Vec Embedding," J-PTIHK, vol. 9, no. 8, 2025.
- [18] Y. Azarya and I. Budi, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Aplikasi BRImo Berdasarkan Ulasan Pengguna di Google Playstore," Indonesian Journal of Computer Science, vol. 14, no. 1, 2025.
- [19] I. M. R. P. Wardana and G. A. V. M. Giri, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Info BMKG Menggunakan Logistic Regression dan XGBoost," JNATIA, vol. 4, no. 2, 2026.
- [20] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique," Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 16, pp. 321–357, 2002.