

PERBANDINGAN ALGORITMA *NAIVE BAYES* DAN *KNN* DALAM ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI *CAPCUT*

Shinta Nilam Sari Muslim¹, Firman Nurdiansyah², Aviv Yuniar Rahman³

^{1,2,3}Universitas Widyagama Malang, Jl. Borobudur No.35, Mojolangu, Kec. Lowokwaru, Kota Malang (0341) 411291

Received: 5 Agustus 2024
Accepted: 5 Oktober 2024
Published: 12 Oktober 2024

Keywords:

Sentiment Analysis;
CapCut;
Naïve Bayes;
K-Nearest Neighbors (KNN).

Correspondent Email:

shinta.adryan.16@gmail.com

Abstrak. Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *CapCut* yang tersedia di *Google Play Store* dengan menerapkan model *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbors (KNN)*. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengevaluasi bagaimana pengaruh variasi rasio pembagian data latih dan uji terhadap kinerja kedua metode dalam analisis sentimen, serta membandingkan keduanya berdasarkan akurasi, presisi, *recall* dan *f1 score*. Menggunakan sembilan rasio pembagian data, ditemukan bahwa rasio 80:20 memberikan kinerja terbaik untuk kedua metode. *Naïve Bayes* mengungguli *KNN* dengan akurasi 79.41% dibanding 75.63%. Rasio 50:50 memberikan presisi terbaik untuk kedua metode. Secara keseluruhan, *Naïve Bayes* menunjukkan performa lebih baik, terutama pada rasio 80:20, menjadikannya pilihan yang lebih tepat untuk analisis sentimen aplikasi *CapCut*.

Abstract. This research focuses on sentiment analysis of user reviews for the *CapCut* application available on *Google Play Store*, applying *Naïve Bayes* and *K-Nearest Neighbors (KNN)* models. The main objective is to evaluate how variations in the ratio of training to test data affect the performance of both methods in sentiment analysis, and to compare them based on accuracy, precision, recall, and *f1 score*. Using nine data split ratios, it was found that the 80:20 ratio provided the best performance for both methods. *Naïve Bayes* outperformed *KNN* with an accuracy of 79.41% compared to 75.63%. The 50:50 ratio yielded the best precision for both methods. Overall, *Naïve Bayes* showed better performance, especially at the 80:20 ratio, making it the more suitable choice for sentiment analysis of *CapCut* application reviews.

1. PENDAHULUAN

Aplikasi *CapCut* merupakan sebuah aplikasi untuk mengedit video yang dapat diunduh dari *Play Store* pada perangkat *Android* [1]. Aplikasi *CapCut* telah mencapai popularitas tinggi dan merupakan aplikasi dengan unduhan terbanyak di platform *Play Store* [2]. Terhitung bulan Desember 2023, sudah lebih dari 500 juta pengguna *Android* yang mengunduh aplikasi ini, menunjukkan tingginya kepercayaan pada *CapCut* sebagai alat pengeditan video [3]. Pengguna juga dapat menuliskan ulasan aplikasi *CapCut* pada fitur yang telah disediakan oleh *Google Play*.

Pendapat pengguna di *Google Play* bisa mempengaruhi calon pengguna dalam

mempertimbangkan penggunaan aplikasi. Namun, dengan banyaknya ulasan yang tersedia, pengolahan manual menjadi sulit dilakukan. Oleh karena itu, diperlukan metode untuk secara otomatis menganalisis kecenderungan pengguna terhadap aplikasi, baik itu positif maupun negatif [4]. Tujuan dari analisis sentimen adalah mengidentifikasi dan menginterpretasikan emosi, pandangan, dan perasaan yang tersirat dalam ulasan berbentuk teks. Dengan melakukan analisis ini, pengembang aplikasi bisa mendapatkan wawasan berharga untuk meningkatkan kualitas aplikasi atau menyelesaikan masalah yang mungkin timbul [5]. Penerapan analisis sentimen memiliki beragam manfaat, khususnya dalam mengevaluasi penilaian yang

diberikan konsumen terhadap berbagai aspek, mulai dari produk dan jasa hingga figur politik dan identitas merek [6].

Penelitian [7] mengkaji ulasan pengguna aplikasi *MyPertamina* di *Play Store*. Dengan algoritma *Naïve Bayes*, studi ini bertujuan untuk mengklasifikasikan opini pengguna berlabel sentimen positif atau negatif. Tujuan utamanya adalah mengukur akurasi, presisi, dan *recall* dari proses klasifikasi. Hasil analisis menunjukkan tingkat akurasi sebesar 77,42%. Sementara itu, penelitian [8] berfokus pada klasifikasi ulasan aplikasi Vidio, juga membaginya menjadi kategori positif dan negatif, dengan harapan memberikan wawasan untuk pengembangan aplikasi yang lebih baik. Metode *K-Nearest Neighbor* digunakan dalam analisis, dengan perhitungan manual menghasilkan akurasi 70%, sedangkan penggunaan *RapidMiner* menghasilkan akurasi 50%.

Penelitian sebelumnya juga dilakukan oleh [9] menganalisis sentimen komentar pengguna pada aplikasi *PLN Mobile* dengan memanfaatkan teknik *text mining* dengan algoritma *NBC* dan *KNN*. Hasil perbandingan kinerja kedua model mengindikasikan keunggulan *Naive Bayes Classifier (NBC)*. Model *NBC* mencapai akurasi, *recall*, presisi, dan *F1 score* secara berurutan: 77,69%, 53,14%, 59,84% dan 54,09%. Sementara itu, model *K-Nearest Neighbors* menunjukkan performa yang sedikit lebih rendah dengan urutan yang sama akurasi, *recall*, presisi dan *F1 score*: 76,4%, 49,64%, 56,84% dan 50,67%. Evaluasi *word cloud* mengungkapkan bahwa aplikasi *PLN Mobile* dianggap memudahkan pelanggan dalam mengakses layanan PLN, namun masih terdapat isu terkait pembayaran token.

Penelitian lainnya oleh [10] melakukan analisis sentimen terhadap komentar aplikasi *PeduliLindungi*, memanfaatkan 321 komentar pengguna dari *Playstore*. Ulasan tersebut dikategorikan menjadi sentimen positif dan negatif. Studi ini menerapkan dan membandingkan kinerja dua algoritma, *Naïve Bayes* dan *KNN*, menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* versi 9.9, menghasilkan akurasi *KNN* lebih tinggi sebesar 73,33%, sementara *Naïve Bayes* mencapai 70,46%. Dengan demikian, *K-Nearest Neighbor* terbukti lebih efisien dalam mengklasifikasikan sentimen komentar aplikasi ini.

[11] melaksanakan sebuah studi untuk mengevaluasi efektivitas dan akurasi dua algoritma: *KNN (K-Nearest Neighbors)* dan *NB (Naive Bayes)*. Studi tersebut menganalisis sentimen pengguna aplikasi *Shopee* di *Google Play Store*. Dengan 2000 sampel ulasan, terdiri dari 707 positif dan 1293 negatif, data melewati serangkaian tahap pra-pemrosesan yang mencakup penyeragaman huruf (*case folding*), tokenisasi, penyaringan (*filtering*),

dan pengubahan kata ke bentuk dasar (*stemming*). Hasil analisis ditemukan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor* menghasilkan tingkat akurasi 70%, sementara *Naïve Bayes* sedikit lebih unggul dengan akurasi 71%. Dengan demikian, *Naïve Bayes* mendemonstrasikan kinerja yang lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna aplikasi *Shopee*.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah disajikan, penting untuk memahami bagaimana pandangan pengguna terhadap aplikasi. Namun, sampai saat penelitian ini dilaksanakan, belum ditemukan studi yang secara khusus menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *CapCut* mengingat pengguna *Android* sudah mengunduh aplikasi ini sebanyak lebih dari 500 juta kali. Oleh karena itu, penulis melakukan pendekatan serupa dengan penelitian sebelumnya, namun meski menggunakan pendekatan serupa, fokus pada dataset yang berbeda yakni ulasan pengguna aplikasi *CapCut*. Studi ini menerapkan dua metode analisis dan melaksanakan sembilan skenario pembagian data, dengan variasi rasio *data train* dan *data test* mulai dari 90:10 hingga 10:90. Studi ini bertujuan untuk mengidentifikasi rasio pembagian data yang optimal, yang menghasilkan nilai tertinggi untuk akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Pada proses pelabelan, penulis mengadopsi pendekatan yang serupa dengan penelitian [12], di mana bintang ulasan 3 sampai 5 dikategorikan dengan label sentimen positif, sementara itu ulasan dengan bintang 1 dan 2 diklasifikasikan menjadi sentimen negatif.

Penelitian ini menggunakan *dataset* yang seimbang, merujuk pada studi [13] yang menunjukkan bahwa klasifikasi dengan data seimbang menghasilkan performa terbaik dibandingkan data tidak seimbang. Total *dataset* mencakup 1.188 data, terdiri dari 594 data positif dan 594 data negatif.

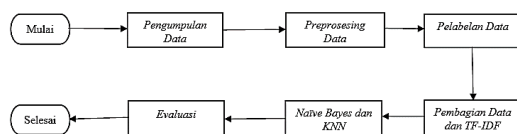
Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh berbagai proporsi pembagian *data training* dan *testing* terhadap performa algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* dalam konteks analisis sentimen pada ulasan aplikasi *CapCut*. Studi ini berusaha mengidentifikasi algoritma mana yang memberikan hasil terbaik dengan menggunakan empat metrik evaluasi: akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 score*. Tujuan akhirnya adalah membandingkan efektivitas kedua metode tersebut dalam tugas analisis sentimen ini.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian

Studi ini membandingkan kinerja dua metode *machine learning*, yaitu *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor*, dalam melakukan analisis sentimen

terhadap ulasan yang diberikan oleh pengguna aplikasi *CapCut*. Tujuannya adalah mengevaluasi efektivitas kedua algoritma tersebut dalam mengklasifikasikan sentimen dari *feedback* pengguna aplikasi editing video ini. Proses penelitian mencakup beberapa tahapan kunci, dimulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, pelabelan, pembagian *dataset*, pembobotan menggunakan *TF-IDF*, pemodelan, hingga evaluasi akhir. Alur lengkap dari setiap tahapan penelitian ini divisualisasikan secara komprehensif dalam Gambar 1 yang disajikan di bawah.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1. Pengumpulan Data

Proses *data scraping* dalam studi ini memanfaatkan *library google play scraper* guna mendapatkan ulasan pengguna dari *Play Store*. *Data scraping* dilaksanakan menggunakan bahasa pemrograman *Python*, dengan *Google Colaboratory* [14] sebagai lingkungan pengembangan. Sebanyak 1.188 ulasan terbaru diambil, mencakup seluruh rentang rating dari 1 hingga 5, untuk membentuk *dataset* penelitian ini.

2.1.2. Preprocessing Data

Setelah pengumpulan data, dilakukan tahap pra-pemrosesan yang mencakup *case folding* untuk mengganti seluruh huruf menjadi kecil (*lowecase*), *stopwords removal* untuk mengeliminasi kata yang tidak bermakna signifikan, tokenisasi memecah kalimat menjadi token-token, dan *stemming* merubah kata menjadi bentuk dasarnya. Proses tersebut bertujuan meningkatkan kualitas hasil analisis [15].

2.1.3. Pelabelan

Setelah tahap pra-pemrosesan, proses berlanjut dengan pelabelan otomatis sentimen. Ulasan dengan rating 3 sampai 5 diklasifikasikan sebagai sentimen positif, sedangkan yang memiliki bintang 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif.

2.1.4. Pembagian Data

Tahap berikutnya yaitu pembagian *dataset* menjadi *data train* dan *data test*. Mengacu pada penelitian [16] tentang analisis sentimen pengguna *Twitter* terhadap fitur gratis ongkir *Shopee* Indonesia menggunakan algoritma *Naive Bayes*, di mana pembagian data dilakukan dalam empat skenario (90:10, 80:20, 70:30, 60:40) dan mendapatkan akurasi tertinggi pada rasio 80:20, penelitian ini mengadopsi pendekatan serupa namun lebih

komprehensif. Penulis menerapkan sembilan skenario pembagian data, mulai dari 90:10 hingga 10:90, dengan tujuan mengidentifikasi rasio optimal yang menghasilkan performa terbaik untuk kedua metode yang diuji. Pendekatan ini memungkinkan analisis yang lebih menyeluruh terhadap pengaruh variasi rasio pembagian data pada kinerja model. Langkah selanjutnya ialah ekstraksi fitur menggunakan *TF-IDF*.

2.1.5. Modeling

Setelah tahap *preprocessing*, penelitian berlanjut ke fase klasifikasi menggunakan dua algoritma: *Naive Bayes* dan *KNN*. *Naive Bayes* adalah metode probabilistik [17] yang mengasumsikan independensi antar fitur dalam *dataset*, dengan dasar perhitungan menggunakan *Teorema Bayes* [18]. Sementara itu, *KNN* adalah metode klasifikasi yang mengkategorikan objek berdasarkan kedekatan jarak dengan data pelatihan terdekat, menggunakan prinsip sederhana penghitungan jarak terpendek antara sampel uji dan sampel latih [19]. Kedua metode ini diimplementasikan untuk menganalisis dan membandingkan efek dari berbagai rasio pembagian *data train* dan *data test* terhadap performa analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *CapCut*. Tujuan akhirnya adalah menentukan metode yang paling efektif di antara keduanya, dengan evaluasi berdasarkan empat parameter kinerja utama: akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 Score*.

2.1.6. Evaluasi

Tahap akhir penelitian melibatkan evaluasi kinerja *Confusion Matrix*. Evaluasi ini bertujuan untuk mengkalkulasi empat metrik utama dalam persamaan: akurasi (1), presisi (2), *recall* (3), dan *F1 Score* (4). Hasil evaluasi akan divisualisasikan melalui diagram dan *WordCloud*. Hasil dari *Confusion Matrix* ini akan digunakan sebagai dasar perbandingan untuk menentukan skenario terbaik dari sembilan skenario yang diuji, membandingkan kinerja algoritma *Naive Bayes* dengan *K-Nearest Neighbors*.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

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

$$F1 \text{ score} \quad (4)$$

$$= \frac{2(Recall \times Precision)}{Recall + Precision} \times 100\%$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset ulasan pengguna aplikasi *capcut* di *Play Store* yang merupakan data terbaru pada Januari 2024. Data diperoleh menggunakan *Google Colab* dengan teknik *web scraping*, jumlah dataset yang digunakan sebanyak 1.188 *dataset* mulai dari rating 1 samapai dengan rating 5. Setelah *dataset* didapatkan, selanjutnya akan dilakukan *preprocessing* yang melibatkan beberapa tahapan. Tahapan dalam pra-pemrosesan data dapat berupa, *case folding*, *stopwords removal*, *tokenizing* dan *stemming* [15].

3.1 Preprocessing

- a. *Case folding* adalah langkah pemrosesan data yang digunakan untuk mengubah semua huruf menjadi kecil (*lowercase*) seperti yang tertera pada Tabel 1.

Tabel 1. *Case Folding*

Teks sebelum <i>case folding</i>	Teks setelah <i>case folding</i>
Aplikasi ini sangat bagus karna tidak perlu susah susah mengedit fotovideo	aplikasi ini sangat bagus karna tidak perlu susah susah mengedit fotovideo

- b. Setelah melakukan *case folding*, selanjutnya dilakukan *stopwords removal* untuk mengeliminasi kata yang sering muncul dan tidak mengubah arti dari suatu dokumen. Stopwords meliputi kata-kata seperti "yang", "untuk", "di", "dan", "atau" seperti yang divisualisasikan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Stopwords*

Teks sebelum <i>stopwords</i>	Teks setelah <i>stopwords</i>
aplikasi ini sangat bagus karna tidak perlu susah susah mengedit fotovideo	aplikasi bagus karna susah susah mengedit fotovideo

- c. Setelah melakukan *stopwords removal*, selanjutnya di lakukan *tokenizing* untuk memecah kalimat menjadi karakter atau kata-kata yang disebut sebagai token ditunjukkan Tabel 3.

Tabel 3. *Tokenizing*

Teks sebelum <i>tokenizing</i>	Teks setelah <i>stopwords</i>
aplikasi bagus karna susah susah mengedit fotovideo	['aplikasi', 'bagus', 'karna', 'susah', 'susah', 'mengedit', 'fotovideo']

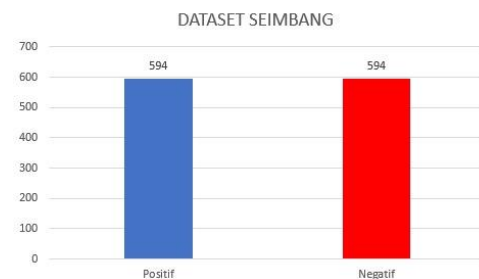
- d. Berdasarkan Tabel 4, langkah terakhir yaitu *Stemming* untuk mereduksi kata-kata dengan imbuhan menjadi kata dasar.

Tabel 4. *Stemming*

Teks sebelum <i>stemming</i>	Teks setelah <i>stemming</i>
aplikasi bagus karna susah susah mengedit fotovideo	aplikasi bagus karna susah susah edit fotovideo

3.2 Labelling

Pada tahap *labelling*, penulis menggunakan teknik *auto labelling* dengan menganggap rating 3 sampai 5 dengan sentimen positif dan rating 1 dan 2 dengan sentimen negatif.



Gambar 2. Distribusi Sentimen

Berdasarkan Gambar 2 di atas, penyeimbangan *data set* dilakukan mengingat jumlah data sentimen positif lebih besar dibandingkan dengan sentimen *negative*. Dilakukan *sampling* terhadap dataset sentimen positif sehingga jumlahnya sama dengan jumlah *dataset* sentimen negatif. Hal ini dilakukan dengan metode *undersampling*, di mana dipilih secara acak *subset* dari *dataset* sentimen positif agar jumlahnya sama dengan dataset sentimen negatif.

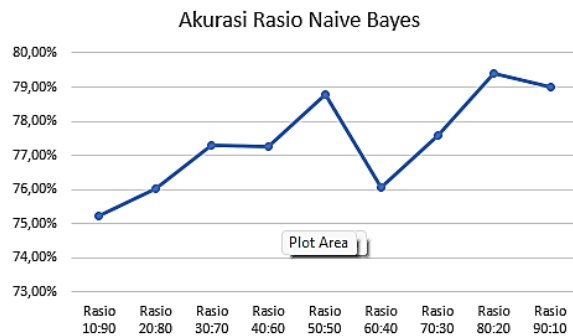
3.3 Modeling

Setelah proses pelabelan *dataset*, penelitian berlanjut ke tahap pemodelan yang meliputi pembagian data menjadi sembilan skenario, penerapan pembobotan *TF-IDF*, dan implementasi model *Naïve Bayes* serta *KNN*. Pembagian data dilakukan dengan variasi rasio mulai dari 90:10 hingga 10:90 untuk *data train* dan *data test*. Secara spesifik, skenario tersebut meliputi: 90:10 (1.069 *data train*, 119 *data test*), 80:20 (950 *data train*, 238 *data test*), 70:30 (831 *data train*, 357 *data test*), 60:40 (712 *data train*, 476 *data test*), 50:50 (594 *data train* dan *test*), 40:60 (475 *data train*, 713 *data test*), 30:70 (356 *data train*, 832 *data test*), 20:80 (237 *data train*, 951 *data test*), dan 10:90 (118 *data train*, 1.070 *data test*). Setelah pembagian data selesai, dilanjutkan dengan penerapan pembobotan *TF-IDF*, diikuti oleh pengujian model menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *KNN* pada setiap skenario pembagian data yang telah ditetapkan.

3.4 Pengujian

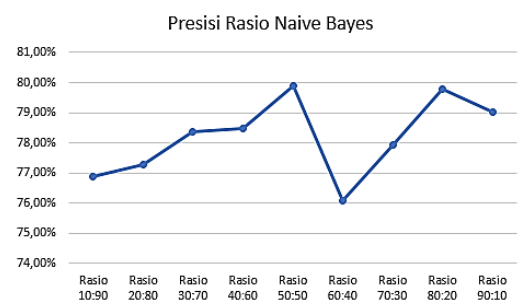
3.4.1 Naïve Bayes

Berikut adalah hasil evaluasi akurasi, presisi, *recall* dan *f1 score* model *Naïve Bayes* berdasarkan sembilan skenario yang telah diuji.



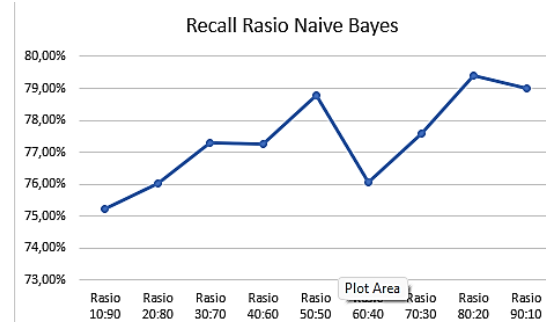
Gambar 3. Akurasi Sembilan Skenario *Naïve Bayes*

Berdasarkan Gambar 3, hasil akurasi dari sembilan skenario pembagian data menunjukkan bahwa skenario kedua dengan rasio 80:20 memiliki tingkat akurasi terbaik pada algoritma *Naïve Bayes*. Skenario ini mencapai nilai akurasi 79,99%. Hal ini menunjukkan bahwa pembagian data dengan rasio 80:20 memberikan performa terbaik dalam analisis sentimen menggunakan model *Naïve Bayes*.



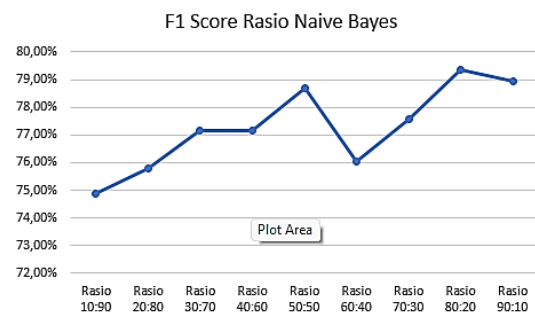
Gambar 4. Presisi Sembilan Skenario *Naïve Bayes*

Dari Gambar 4 di atas, terlihat bahwa presisi tertinggi dari sembilan skenario terdapat pada skenario kelima. Pada skenario dengan rasio 50:50 ini, nilai presisi mencapai 79,90%. Hal ini menunjukkan bahwa pembagian data dengan rasio 50:50 memberikan hasil presisi terbaik.



Gambar 5. *Recall* Sembilan Skenario *Naïve Bayes*

Berdasarkan Gambar 5 di atas, hasil *recall* terbaik dari sembilan skenario adalah pada skenario kedua. Skenario dengan rasio 80:20 ini mendapatkan nilai *recall* sebesar 79,41%. Hal ini menunjukkan bahwa pembagian data dengan rasio 80:20 memberikan performa *recall* terbaik.

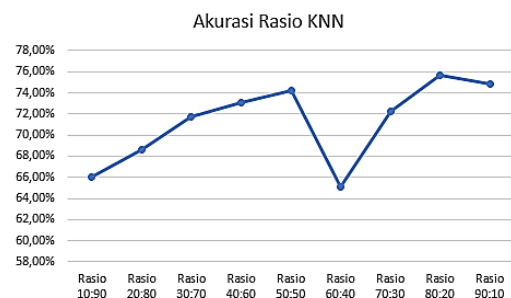


Gambar 6. *F1-Score* Sembilan Skenario *Naïve Bayes*

Berdasarkan Gambar 6 di atas, nilai tertinggi *F1 score* yang diperoleh adalah 79,35%. Nilai ini dicapai pada skenario kedua dengan rasio 80:20. Hal ini menunjukkan bahwa skenario tersebut memberikan performa *F1 score* terbaik.

3.4.2 Knn

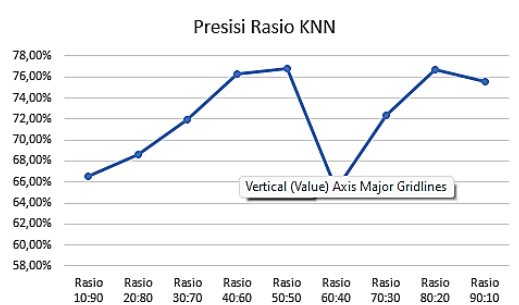
Berikut adalah hasil evaluasi akurasi, presisi, *recall* dan *f1 score* model *Naïve Bayes* berdasarkan sembilan skenario yang telah diuji.



Gambar 7. Akurasi Sembilan Skenario *Knn*

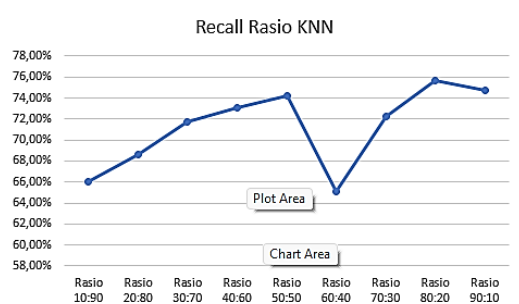
Hasil yang ditampilkan pada Gambar 7 mengindikasikan bahwa di antara sembilan skenario

yang diuji menggunakan model *K-Nearest Neighbor* (KNN), performa terbaik dicapai pada skenario kedua dengan pembagian data 80% untuk *training* dan 20% untuk *testing*. Skenario ini menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 75,63%. Temuan ini menyimpulkan bahwa rasio pembagian data 80:20 merupakan konfigurasi paling optimal untuk model KNN dalam konteks penelitian ini.



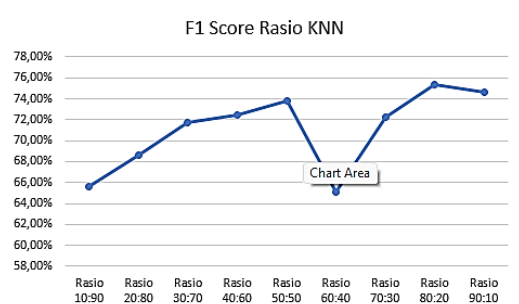
Gambar 8. Presisi Sembilan Skenario Knn

Berdasarkan Gambar 8 di atas, nilai presisi tertinggi dari sembilan skenario adalah 76,76%. Nilai ini diperoleh dari skenario kelima dengan rasio 50:50. Hal ini menunjukkan bahwa skenario tersebut memberikan presisi terbaik.



Gambar 9. Recall Sembilan Skenario Knn

Berdasarkan Gambar 9 di atas, nilai *recall* tertinggi dari sembilan skenario adalah 75,63%. Nilai ini dicapai pada skenario kedua dengan rasio 80:20. Hal ini menunjukkan bahwa skenario tersebut memberikan nilai *recall* terbaik.



Gambar 10. F1-Score Sembilan Skenario Knn

Berdasarkan Gambar 10 di atas, nilai *F1-score* tertinggi adalah 75,40%. Nilai ini diperoleh pada

skenario kedua dengan rasio 80:20. Hal ini menunjukkan bahwa skenario tersebut memberikan *F1-score* terbaik.

3.5 Pembahasan

3.5.1 Tabel Perbandingan

Tabel 5. Perbandingan Penelitian Terdahulu

Peneliti	Objek	Metode	Evaluasi			
			Akurasi	Persisi	Recall	F1 Score
Salman Alfari, Kusnawati	Shopee	KNN	70,0%	-	-	-
		Naive Bayes	71,0%	-	-	-
Ari Putra Wibowo, Wachid Dermawan, Nurul Amalia	Pedulilindungi	Naive Bayes	70,46%	-	-	-
		KNN	73,33%	-	-	-
Penelitian ini	CapCut	Naive Bayes	79,41%	79,78%	79,41%	79,35%
		KNN	75,63%	76,75%	75,63%	75,40%

Analisis komparatif yang disajikan dalam Tabel 8 memperlihatkan keunggulan metode *Naive Bayes* atas *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam tugas analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi *CapCut*. *Naive Bayes* mendemonstrasikan performa superior dengan mencatatkan metrik evaluasi yang lebih tinggi: akurasi 79,41%, presisi 79,78%, *recall* 79,41%, dan skor F1 79,35%. Di sisi lain, KNN menunjukkan hasil yang kurang optimal dengan akurasi 75,63%, presisi 76,75%, *recall* 75,63%, dan skor F1 75,40%. Kesenjangan performa ini mengindikasikan bahwa dalam konteks penelitian ini, *Naive Bayes* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengkategorikan sentimen dari ulasan pengguna *CapCut* dibandingkan dengan KNN.

3.6 Visualisasi *Word cloud*



Gambar 11. *WordCloud* Sentimen Positif

Secara keseluruhan, *word cloud* ini menggambarkan bahwa aplikasi *CapCut* diterima dengan baik oleh penggunanya, dengan banyak ulasan positif yang menyoroti kualitas aplikasi, kemudahan penggunaan, dan fitur pengeditan video serta foto. Kata-kata yang paling sering muncul mengindikasikan bahwa aspek-aspek ini sangat dihargai oleh pengguna, sehingga memberikan gambaran umum tentang kepuasan pengguna terhadap aplikasi *CapCut*.



Gambar 12. *WordCloud* Sentimen Negatif

Gambar 12 memvisualisasikan kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna aplikasi *CapCut* yang memiliki sentimen negatif. Kata "aplikasi" dan "capcut" muncul dengan sangat menonjol, menunjukkan bahwa pengguna sering merujuk secara langsung pada aplikasi ini saat memberikan ulasan negatif mereka. Kata "gak" dan "ga" juga sering muncul, yang mengindikasikan banyak pengguna menyatakan ketidakpuasan atau masalah dengan aplikasi ini. Kata "download" dan "update" muncul besar dalam *word cloud*, menunjukkan bahwa banyak keluhan pengguna terkait dengan proses pengunduhan dan pembaruan aplikasi. Kata "bug", "error", "gak", "gabisa", "lambat", dan "jelek" menunjukkan bahwa pengguna mengalami berbagai masalah teknis dan kinerja aplikasi, seperti *bug*, kesalahan, dan lambatnya kinerja aplikasi. Ini adalah poin-poin utama keluhan pengguna. Secara keseluruhan, *word cloud* ini menggambarkan bahwa aplikasi *CapCut* menghadapi beberapa masalah teknis dan kinerja yang signifikan menurut pengguna. Pengguna sering mengeluhkan masalah terkait pengunduhan, pembaruan, *bug*, dan kinerja aplikasi. Meskipun aplikasi ini memiliki beberapa fitur yang diakui, masalah teknis dan pengalaman pengguna yang buruk sering kali mendominasi ulasan negatif. *Word cloud* ini memberikan gambaran visual yang kuat tentang berbagai masalah dan ketidakpuasan yang dialami pengguna terhadap aplikasi *CapCut*.

4. KESIMPULAN

- a. Penelitian ini menggunakan model *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbors* dalam melakukan analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *CapCut* di *Google Play Store* bertujuan untuk menganalisis pengaruh berbagai rasio pembagian data latih dan data uji terhadap kinerja metode *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbor (KNN)* dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *CapCut*. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan kinerja kedua metode tersebut untuk menentukan

metode yang paling optimal berdasarkan parameter kinerja yang diukur, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1 score*.

- b. Dari hasil penelitian yang dilakukan dengan menggunakan sembilan rasio pembagian data (90:10, 80:20, 70:30, 60:40, 50:50, 40:60, 30:70, 20:80 dan 10:90), diperoleh beberapa temuan penting diantaranya rasio 80:20 memberikan kinerja terbaik dalam hal *accuracy*, *recall* dan *f1 score* untuk kedua metode. Pada metode *Naïve Bayes*, diperoleh nilai *Accuracy* sebesar 79.41%, *Recall* sebesar 79.41% dan *F1 Score* sebesar 79.35%. Pada metode *K-Nearest Neighbor (KNN)*, diperoleh nilai *Accuracy* sebesar 75.63%, *Recall* sebesar 75.63% dan *F1 Score* sebesar 75.40%. Rasio 50:50 memberikan kinerja terbaik dalam hal *precision* untuk kedua metode. Pada metode *Naïve Bayes*, diperoleh nilai *precision* sebesar 79.78% dan pada metode *K-Nearest Neighbor (KNN)*, diperoleh nilai *precision* sebesar 76.75%.
- c. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode *Naïve Bayes* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *CapCut*. Khususnya, pada rasio pembagian data latih dan data uji 80:20, metode *Naïve Bayes* memberikan hasil yang lebih optimal. Oleh karena itu, metode *Naïve Bayes* dapat dianggap sebagai metode yang lebih tepat untuk digunakan dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *CapCut* dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Ispratiwi and Mellisa, "PENGEMBANGAN VIDEO PEMBELAJARAN BERBASIS APLIKASI CAPCUT PADA MATA KULIAH KULTUR JARINGAN," *Jurnal Inovasi Pembelajaran Biologi*, vol. 4, no. 1, pp. 39–45, Mar. 2023.
- [2] Ula, "PENGEMBANGAN MEDIA PEMBELAJARAN MELALUI APLIKASI CAPCUT UNTUK MENINGKATKAN HASIL BELAJAR YANG KOGNETIF DI KALANGAN MAHASISWA," *Jurnal Galaxy Eyes*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2023.
- [3] P. F. Zulfa, A. E. Widodo, F. Fandhilah, and D. Abror, "Pelatihan membuat dan mengedit video menggunakan aplikasi CapCut pada Pondok Pesantren Modern Dar Al-Faradis," *Community Empowerment Journal*, vol. 1, no. 3, pp. 110–121, Nov. 2023, doi: 10.61251/cej.v1i3.26.
- [4] A. I. Tanggraeni and M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, 2022.
- [5] M. N. Fahriza and N. Riza, "ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN APLIKASI CHAT GENERATIVE PRE-TRAINED TRANSFORMER GPT MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR(KNN) Systematic Literature Review," 2023.
- [6] F. Fitroh and F. Hudaya, "Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Berbasis Deep Learning," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 132–140, Aug. 2023, doi: 10.25077/teknosi.v9i2.2023.132-140.
- [7] F. Setya Ananto and F. N. Hasan, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store," *Jurnal ICT: Information Communication & Technology*, vol. 23, no. 1, pp. 75–80, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.ikmi.ac.id/index.php/jict-ikmi>
- [8] M. Fudhail Ferio Supeli and S. Setiaji, "Klasifikasi Sentimen Positif Dan Negatif Pada Aplikasi Vidio Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Indonesian Journal Computer Science*, vol. 2, no. 1, pp. 7–15, 2023, doi: 10.31294/ijcs.v2i1.1874.
- [9] S. Syafrizal, M. Afdal, and R. Novita, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, pp. 10–19, 2023, doi: 10.57152/malcom.v4i1.983.
- [10] A. P. Wibowo, W. Darmawan, and N. Amalia, "Komparasi Metode Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Pedulilindungi," *IC-Tech*, vol. 17, no. 1, pp. 18–23, 2022, doi: 10.47775/icttech.v17i1.234.
- [11] S. Alfaris and Kusnawi, "Komparasi Metode KNN dan Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Shopee," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 5, pp. 2766–2776, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i5.3304.

- [12] S. A. H. Bahtiar, C. K. Dewa, and A. Luthfi, "Comparison of Naïve Bayes and Logistic Regression in Sentiment Analysis on Marketplace Reviews Using Rating-Based Labeling," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 915–927, Aug. 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i3.539.
- [13] D. R. Sari, Y. Yusra, M. Fikry, F. Yanto, and F. Insani, "Klasifikasi Sentimen Masyarakat di Twitter Terhadap Ancaman Resesi Ekonomi 2023 dengan Metode Naïve Bayes Classifier," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 4, p. 577, Jul. 2023, doi: 10.30865/json.v4i4.6276.
- [14] R. AL Anshari *et al.*, "KOMPARASI PAYMENT DIGITAL UNTUK ANALISIS SENTIMEN BERDASARKAN ULASAN DI GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," vol. 2, no. 3, pp. 118–128, 2023, doi: 10.55123.
- [15] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, "NBC Mypertamina," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 9, pp. 42–48, 2023.
- [16] A. Salsabila, N. Sulistiyowati, and M. Jajuli, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITTER TERHADAP FITUR GRATIS ONGKOS KIRIM PADA APLIKASI SHOPEE INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR," 2023.
- [17] M. G. Andriawan and T. Ernawati, "PENGGUNAAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN KONFLIK PALESTINA DAN ISRAEL PADA PLATFORM X," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4943.
- [18] M. Khoirul, U. Hayati, and O. Nurdiawan, "ANALISIS SENTIMEN APLIKASI BRIMO PADA ULASAN PENGGUNA DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES," 2023.
- [19] A. Dwiki, A. Putra, and S. Juanita, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa Dengan Algoritma KNN," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>