

# Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi WhatsApp di Play Store Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

Muhammad Riski\*, Muhammad Fikry, Yusra

Fakultas Sains dan Teknologi, Prodi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>11950115133@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>muhammad.fikry@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>yusra@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11950115133@students.uin-suska.ac.id

**Abstrak**—Setiap aplikasi memiliki kelebihan dan kekurangan yang dapat mempengaruhi berbagai tanggapan dari pengguna, termasuk tingkat kepuasan dan kekecewaan yang sering diungkapkan melalui ulasan di Google Play Store. Di platform ini, fitur *rating* dan ulasan memungkinkan pengguna untuk memberikan pendapat dan pengalaman terhadap aplikasi yang mereka gunakan. Salah satu contoh aplikasi yang populer di kalangan masyarakat adalah WhatsApp. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengukur opini dan pandangan pengguna terhadap aplikasi WhatsApp dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 1000 data, dengan 669 opini yang positif dan 331 opini yang negatif terhadap aplikasi tersebut. Pengujian dilakukan dengan variasi nilai parameter  $k$  dan nilai *threshold* yang berbeda-beda. Proses pembagian data latih dan data uji dilakukan melalui beberapa eksperimen dengan tiga rasio berbeda, yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10. Dari hasil pengujian ini, didapatkan model terbaik pada skenario pembagian data latih dan data uji dengan rasio 90:10 menghasilkan akurasi mencapai 84%, nilai presisi sebesar 87,65%, recall sebesar 92,21%, dan  $f1$ -score sebesar 89,87% untuk kelas positif. Sementara pada kelas negatif, nilai presisi mencapai 68,42%, recall mencapai 56,52%, dan  $f1$ -score mencapai 61,90% pada  $K=14$  dan  $Threshold=20$ .

**Kata Kunci:** Klasifikasi Sentimen; WhatsApp; Google Playstore; K-Nearest Neighbor

**Abstract**—Every app has strengths and weaknesses that can influence various responses from users, including levels of satisfaction and disappointment that are often expressed through reviews on the Google Play Store. On this platform, the ratings and reviews feature allows users to give their opinions and experiences on the apps they use. One example of an application that is popular among the public is WhatsApp. The purpose of this research is to measure users' opinions and views on the WhatsApp application using the K-Nearest Neighbor algorithm. The data used in this study includes 1000 data, with 669 positive opinions and 331 negative opinions on the application. The process of dividing training data and test data was carried out through several experiments with three different ratios, namely 70:30, 80:20, and 90:10. From the results of this test, the best model was obtained in the scenario of dividing training data and test data with a ratio of 90:10 resulting in accuracy reaching 84%, precision value of 87.65%, recall of 92.21%, and  $f1$ -score of 89.87% for the positive class. While in the negative class, the precision value reached 68.42%, recall reached 56.52%, and  $f1$ -score reached 61.90% at  $K=14$  and  $Threshold=20$ .

**Keywords:** Sentiment Classification; WhatsApp; Google Playstore; K-Nearest Neighbor

## 1. PENDAHULUAN

Pada era globalisasi yang sedang berlangsung, perkembangan teknologi mengalami peningkatan yang sangat pesat, terutama dalam bidang komunikasi. Pada bulan Januari 2022, terdapat 191 juta orang di Indonesia yang aktif menggunakan media sosial. Angka ini menunjukkan peningkatan sebesar 12,35%. WhatsApp menjadi pilihan utama di kalangan masyarakat sebagai aplikasi yang paling banyak digunakan mencapai tingkat penggunaan sebesar 88,7% [1]. Setiap aplikasi memiliki keunggulan dan kelemahan tertentu yang dapat memicu berbagai tanggapan dari pengguna, termasuk rasa puas dan kekecewaan, yang biasanya diungkapkan melalui ulasan di Google Play Store.

Play Store merupakan bagian dari perusahaan teknologi Google. Fungsinya sebagai tokoh *online* yang menyajikan beragam produk digital seperti musik, buku elektronik, aplikasi, dan permainan. Di Play Store, pengguna dapat menemukan dan mengunduh konten digital sesuai dengan kebutuhan dan preferensi mereka. Melalui Google Play Store, pengguna dapat mengakses berbagai jenis konten digital yang tersedia untuk perangkat Android [2]. Berdasarkan data dari StatCounter, penggunaan smartphone di Indonesia didominasi oleh sistem operasi Android, dengan persentase mencapai, 84% [3]. Di Google Play Store, pengguna dapat memberikan *rating* dan ulasan untuk aplikasi. Namun, seringkali terjadi ketidaksesuaian antara *rating* dan ulasan yang diberikan, sehingga kurang mampu menggambarkan kualitas aplikasi secara akurat. Oleh karena itu, analisis sentimen dapat membantu dalam mengelola data ulasan tersebut [4].

Analisis sentimen adalah proses otomatis untuk menganalisis data teks dengan tujuan menentukan apakah opini dalam kalimat tersebut bersifat positif atau negatif [5]. Analisis sentimen di kenal juga dengan *opinion mining* merupakan bidang studi yang melakukan analisis terhadap pendapat, penilaian, sikap, dan emosi terhadap ungkapan berupa tulisan tesk [6]. Untuk mempermudah proses analisis sentimen mengenai ulasan aplikasi WhatsApp di Google Play Store, digunakan teknologi Machine Learning dengan metode K-Nearest Neighbor dalam pengolahannya [7].

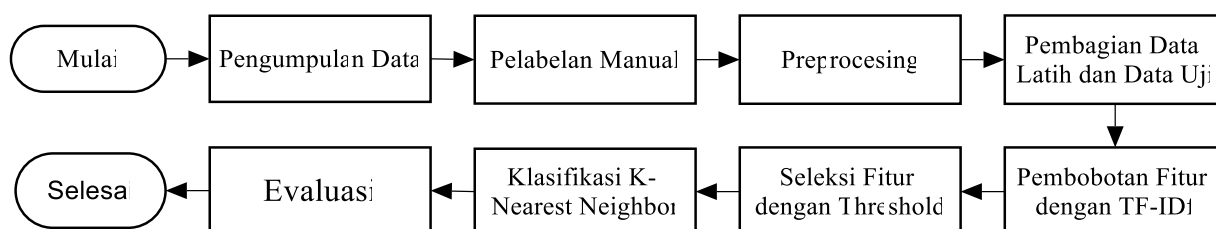
Algoritma K-Nearest Neighbor yang digunakan sebagai pengklasifikasikan data berdasarkan label yang telah ditetapkan sebelumnya. Klasifikasi K-NN ini bekerja dengan membandingkan objek yang akan diklasifikasikan dengan data latih yang memiliki jarak terdekat [8]. Sebelumnya, telah dilakukan penelitian yang menerapkan metode K-Nearest Neighbor untuk menganalisis sentimen. Pada penelitian [9], melakukan analisis sentimen tentang pengguna aplikasi pedulilindungi yang menunjukkan bahwa K-Nearest Neighbor memperoleh akurasi sebesar 73,33% dan untuk algoritma Naive Bayes 70,46%. Selanjutnya pada penelitian [10], yang menerapkan analisis sentimen komparasi dengan metode SVM, K-NN dan NBC menunjukkan akurasi sebesar K-Nearest Neighbor 93,4%, Support Vector Machine sebesar 93,1%

dan Naïve Bayes Classifier sebesar 87,9%. Pada penelitian [11], yang dilakukan terhadap opini publik tentang saran dan transportasi mudik tahun 2019 di Twitter, hasil menunjukkan bahwa metode K-Nearest Neighbor mencapai tingkat akurasi tertinggi, yaitu 90,76%. Disusul oleh SVM dengan akurasi 89,03%, Naive Bayes dengan akurasi 78,16%, dan Neural Network dengan akurasi 52,73%.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahap Penelitian

Dalam penelitian ini, terdapat sejumlah tahapan yang dijalankan secara sistematis untuk mencapai hasil yang diinginkan. Salah satu metode yang digunakan adalah K-Nearest Neighbor untuk melakukan klasifikasi sentimen. Proses penelitian melibatkan serangkaian beberapa langkah, mulai dari pengumpulan data, pelabelan manual, preprocessing, pembobotan fitur dengan menggunakan TF-IDF, seleksi fitur dengan *threshold*, klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor, hingga evaluasi. Tahapan-tahapan ini disajikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

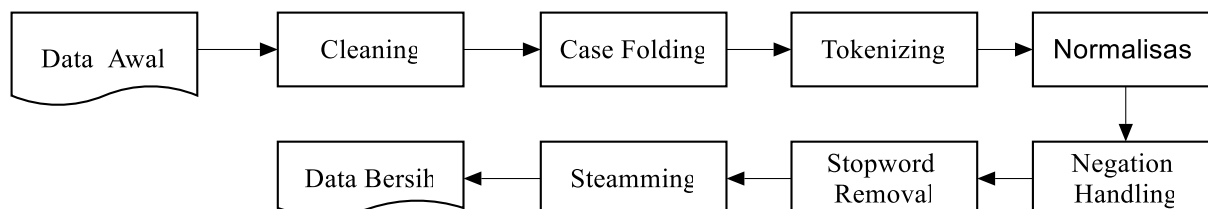
Data dikumpulkan sebanyak 1.000 data dalam rentang waktu Agustus 2022 hingga Oktober 2022. Data yang berhasil diambil adalah berupa ulasan dari pengguna terhadap aplikasi WhatsApp. Proses pengambilan data dilakukan melalui proses scrapping dan selanjutnya disimpan dalam sebuah file Microsoft Excel. Ulasan pada Google Play Store dapat memberikan gambaran tentang performa suatu aplikasi [12].

### 2.2 Pelabelan Manual

Pelabelan data dilakukan secara manual oleh pakar Bahasa Indonesia. Ulasan pengguna WhatsApp di bagi dua kategori, yaitu negatif dan positif. Ulasan negatif mencakup keluhan dan masalah yang dihadapi oleh para pengguna aplikasi WhatsApp, mulai dari masalah teknis seperti gangguan koneksi dan lambatnya respon aplikasi hingga ketidakpuasan terhadap fitur-fitur yang dianggap kurang optimal. Sementara itu, ulasan positif cenderung menyuarakan kepuasan para pengguna dalam menggunakan aplikasi WhatsApp.

### 2.3 Preprocessing

*Preprocessing* merupakan langkah-langkah awal dalam mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis atau pemrosesan lebih lanjut [13]. Pada tahapan ini berfungsi sebagai untuk membersihkan data dari kata yang tidak perlu yang selanjutnya dilakukan pemodelan dengan metode K-Nearest Neighbor. Dalam Gambar 2, kita dapat melihat urutan yang dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum diproses lebih lanjut.



Gambar 2. Tahapan *Preprocessing*

### 2.4 Pembobotan Fitur dengan TF-IDF

Pada metode pembobotan fitur TF-IDF, terjadi proses perhitungan untuk mendapatkan bobot tiap fitur. Pertama, dilakukan perhitungan *frekuensi term* (TF) yang menghitung seberapa sering kata-kata muncul dalam sebuah dokumen tertentu. Kemudian, dilakukan perhitungan *inverse document frequency* (IDF) yang mengukur pentingnya kata tersebut berdasarkan seberapa umum atau jarang kata tersebut muncul dalam seluruh koleksi dokumen. Dengan menggabungkan kedua perhitungan ini, didapatkan bobot yang mencerminkan tingkat kepentingan relatif dari setiap kata dalam dokumen dan koleksi secara keseluruhan [14].

### 2.5 Seleksi Fitur dengan Threshold

Seleksi fitur adalah langkah penting dalam meningkatkan efektivitas dan efisiensi klasifikasi [15]. Salah satu metode seleksi fitur yang umum digunakan adalah dengan menggunakan *threshold*, yang bertujuan untuk mengurangi dimensi dalam kumpulan data teks [16]. Pada penelitian ini, seleksi fitur didasarkan pada Document Frequency (DF) dengan menentukan *threshold*. Teknik seleksi fitur ini mengamsusikan bahwa fitur yang jarang ditemukan di dokumen lain tidak mempengaruhi proses klasifikasi [17].

## 2.6 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor merupakan sebuah teknik klasifikasi yang memanfaatkan data latih dan memperhitungkan jarak terdekat antara objek yang akan diklasifikasikan. Pada dasarnya, K-NN melakukan klasifikasi sampel uji dengan mempertimbangkan jaraknya terhadap sampel-sampel latih terdekat. Hal ini dilakukan untuk menentukan kelas dari sampel uji tersebut [18]. Keunggulan utama K-NN terletak pada kemampuannya dalam menghadapi data latih yang mengandung banyak noise serta efisiensi dalam mengoperasikan data latih berukuran besar [19].

## 2.7 Evaluasi

Setelah proses klasifikasi, kinerja algoritma K-Nearest Neighbour dinilai dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* yang digunakan dalam penelitian ini memiliki 2 kelas, yaitu positif dan negatif, yang disajikan pada Tabel 1. Evaluasi ini dimaksudkan untuk mengukur seberapa baik model yang dibuat menggunakan pendekatan K-Nearest Neighbor.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Evaluasi		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	True Positive	False Negative
	Negative	False Positive	True Negative

Berdasarkan Tabel 1, terdapat empat nilai yang diamati dalam *confusion matrix*, yakni True Positive (TP) yang mencerminkan jumlah data dengan label sentimen positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen positif. Selanjutnya, False Positive (FP) adalah jumlah data dengan label sentimen negatif yang salah diklasifikasikan sebagai sentimen positif. Kemudian, terdapat False Negative (FN) yang menunjukkan jumlah data dengan label sentimen positif yang salah diklasifikasikan sebagai sentimen negatif. True Negative (TN) adalah jumlah data dengan label sentimen negatif yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat sebagai sentimen negatif [20].

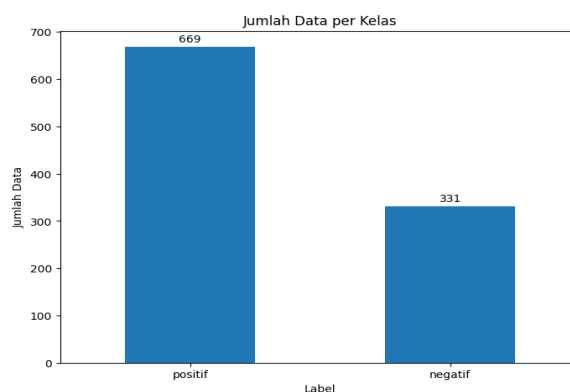
## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data yang dikumpulkan diperoleh dari ulasan aplikasi WhatsApp di Google Play Store melalui proses *web scrapping*. *Web scrapping* merupakan proses ekstraksi data dari halaman web secara otomatis. Teknik ini memungkinkan untuk mengambil informasi dari situs web. Data yang dikumpulkan sebanyak 1.000 ulasan yang selanjutnya dikategorikan menjadi 2 kelas, yaitu positif dan negatif.

### 3.2 Pelabelan Manual

Data yang diperoleh dilakukan pelabelan menjadi 2 kategori yaitu label positif dan negatif oleh validator Bahasa Indonesia. Hasil pelabelan yang dilakukan oleh validator Bahasa Indonesia memperoleh hasil label positif sebesar 669 data dan label negatif sebesar 331 data. Di Gambar 3 terdapat informasi mengenai jumlah data untuk setiap kelas, baik kelas positif maupun negatif.



Gambar 3. Hasil Pelabelan Manual

### 3.3 Preprocessing

Data ulasan WhatsApp yang telah dikumpulkan melalui proses *webscraping* akan melewati tahap *preprocessing*. *Preprocessing* data ini mencakup beberapa langkah, antara lain *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *normalisasi*, *negation handling*, *stopword removal*, dan *steaming*. Proses *cleaning* melibatkan pembersihan data dari simbol, tagar, url, username, dan emotikon. Pada langkah *case folding*, teks dalam dokumen diubah menjadi huruf kecil. Tahap *tokenizing* adalah langkah yang dilakukan untuk memisahkan kalimat menjadi bagian yang lebih kecil yang disebut token. Tahap *normalisasi* merupakan bagian dari proses untuk memperbaiki kesalahan penulisan yang tidak sesuai dengan kamus Bahasa Indonesia. Proses ini dilakukan dengan bantuan kamus *normalisasi* yang telah disusun secara manual. Pada tahapan ini, dilakukan upaya untuk mengidentifikasi kata-kata yang mengandung unsur penyangkalan, seperti "tidak," "bukan," "belum," dan "jangan." Proses negasi dilakukan dengan menggabungkan kata penyangkalan dengan kata yang mengikutinya menggunakan tanda garis bawah (*underscore*) untuk membentuk satu kata baru. Kemudian, kata tersebut diartikan ulang menggunakan kamus negasi yang telah disusun oleh penulis. Pada langkah *stopword removal*, dilakukan proses penghapusan kata-kata yang tidak relevan dalam dokumen. Bertujuan untuk menyederhanakan teks dan fokus pada kata-kata yang lebih penting dalam analisis. Proses *stemming* melibatkan transformasi kata-kata dengan imbuhan ke bentuk dasar. Hasil dari setiap tahapan *preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Preprocessing

Tahapan	Sebelum	Sesudah
<b>Cleaning</b>	Ini wa knpa si, ada tlp masuk tp ga nyambung'!!!! Pdhl sinyal bagus, bisa buat aplikasi lain dan lancar!	Ini wa knpa si ada tlp masuk tp ga nyambung Pdhl sinyal bagus bisa buat aplikasi lain dan lancar
<b>Case Folding</b>	Ini wa knpa si ada tlp masuk tp ga nyambung Pdhl sinyal bagus bisa buat aplikasi lain dan lancar	ini wa knpa si ada tlp masuk tp ga nyambung pdhl sinyal bagus bisa buat aplikasi lain dan lancar
<b>Tokenizing</b>	ini wa knpa si ada tlp masuk tp ga nyambung pdhl sinyal bagus bisa buat aplikasi lain dan lancar	ini, wa, knpa, si, ada, tlp, masuk, tp, ga, nyambung, pdhl, sinyal, bagus, bisa, buat, aplikasi, lain, dan, lancar
<b>Normalisasi</b>	ini, wa, knpa, si, ada, tlp, masuk, tp, ga, nyambung, pdhl, sinyal, bagus, bisa, buat, aplikasi, lain, dan, lancar	ini, whatsapp, kenapa, si, ada, telepon, masuk, tapi, tidak, nyambung, padahal, sinyal, bagus, bisa, melakukan, aplikasi, lain, dan, lancar
<b>Negation handling</b>	ini, whatsapp, kenapa, si, ada, telepon, masuk, tapi, tidak, nyambung, padahal, sinyal, bagus, bisa, melakukan, aplikasi, lain, dan, lancar	ini, whatsapp, kenapa, si, ada, telepon, masuk, tapi, berpisah, padahal, sinyal, bagus, bisa, melakukan, aplikasi, lain, dan, lancar
<b>Stop Removal</b>	ini, whatsapp, kenapa, si, ada, telepon, masuk, tapi, berpisah, padahal, sinyal, bagus, bisa, melakukan, aplikasi, lain, dan, lancar	whatsapp, si, telepon, masuk, berpisah, sinyal, bagus, aplikasi, lancar
<b>Steaming</b>	whatsapp, si, telepon, masuk, berpisah, sinyal, bagus, aplikasi, lancar	whatsapp si telepon masuk pisah sinyal bagus aplikasi lancar

### 3.4 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) digunakan untuk memproses data vektor bobot hasil transformasi TF-IDF. Pada tahap ini, jarak ke tetangga terdekat dihitung berdasarkan konsep K-NN dengan menggunakan metode klasifikasi berdasarkan data latih. Pengujian metode K-NN menggunakan parameter nilai k yang beragam, yaitu bilangan asli dari 1 sampai dengan 20. Nilai *threshold* yang digunakan yaitu *threshold* pada *Document Frequency* (DF) dari angka 1 sampai dengan 20. Pada pengujian algoritma K-NN, dilakukan 3 skenario dengan pembagian data latih dan data uji yang berbeda. Skenario pertama membagi data dengan rasio 70% data latih dan 30% data uji, skenario kedua dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji, dan skenario ketiga dengan rasio 90% data latih dan 10% data uji. Seluruh hasil pengujian tersebut tercatat pada Tabel 3.

Tabel 3. Penguji Model K-NN

Skenario Pengujian	Data Latih	Data Uji	Nilai K	Threshold	Akurasi
Skenario pertama	70%	30%	19	13	73,67%
Skenario Kedua	80%	20%	12	18	75,5%
Skenario Ketiga	90%	10%	14	20	84%

Tabel 3 menggambarkan hasil pengujian metode K-Nearest Neighbors pada model terbaik dalam setiap skenario. Dalam skenario pertama, data latih dan data uji dibagi dengan rasio 70:30, menghasilkan model terbaik dengan  $k = 19$  dan  $DF\ Threshold = 13$ , serta mencapai tingkat akurasi sebesar 73,67%. Skenario kedua melibatkan pembagian data latih dan data uji dengan rasio 80:20, yang menghasilkan model terbaik dengan  $k = 12$  dan  $DF\ Threshold = 18$ , dan mencapai akurasi sebesar 75,5%. Skenario ketiga, dengan pembagian data latih dan data uji pada rasio 90:10, menghasilkan model terbaik dengan  $k = 14$  dan  $DF\ Threshold = 20$ , mencapai tingkat akurasi sebesar 84%.

Dalam perbandingan akurasi model terbaik pada setiap skenario, ditemukan bahwa skenario ketiga dengan pembagian data latih dan data uji 90:10 menunjukkan performa terbaik. Hal ini menandakan bahwa penggunaan data latih yang lebih besar menghasilkan model dengan akurasi terbaik. Selain itu di temukan juga bahwa menentukan nilai *Threshold*. Selanjutnya, menentukan nilai parameter K yang tepat juga dapat menghasilkan model yang optimal.

### 3.5 Word Cloud

*Word cloud*, juga dikenal sebagai awan kata, merupakan representasi visual dari sekumpulan kata dalam teks yang menonjolkan kata-kata yang paling sering muncul. *Word cloud* digunakan dalam berbagai bidang seperti analisis teks, visualisasi data, presentasi, dan desain grafis. Melalui *word cloud* pengguna dapat dengan cepat mengidentifikasi pola kata-kata yang dominan, memudahkan pemahaman teks yang kompleks serta memberikan gambaran umum tentang topik atau sentimen yang terkandung dalam suatu dokumen. Dalam evaluasi model, dilakukan beberapa skenario pembagian data latih dan data uji dengan rasio 70:30, 80:20, dan 90:10. Setelah pengujian, penulis memilih hasil *word cloud* dengan rasio 90:10 karena dinilai sebagai hasil terbaik dalam klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor. Hasil visualisasi *word cloud* ada pada Gambar 4.

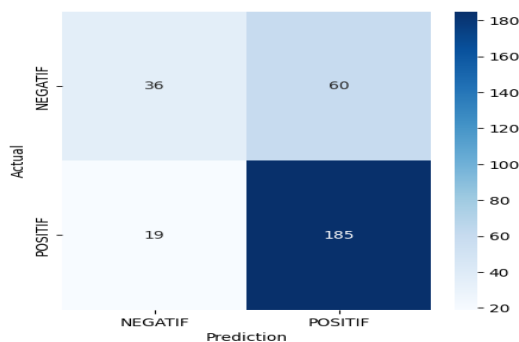


Gambar 4. *Word Cloud*

### 3.6 Evaluasi

Dalam evaluasi model, digunakan metode *confusion matrix* pada beberapa skenario pembagian data latih dan data uji dengan rasio 70:30, 80:20, dan 90:10. Hasil pengujian tersebut menunjukkan nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score dari model yang diuji. Hasil dari evaluasi model pada setiap skenario pembagian data latih dan data uji akan memberikan gambaran tentang performa model dalam berbagai kondisi.

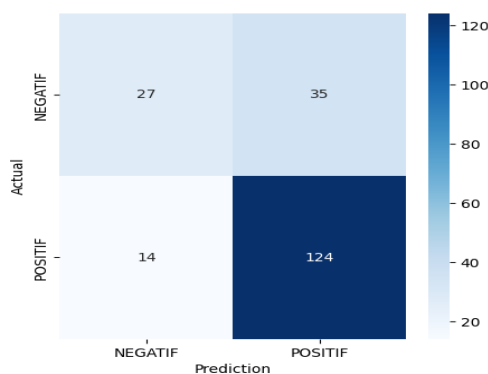
- a. *Confusion matrix* pembagian data latih dan data uji dengan rasio 70:30



Gambar 5. *Confusion Matrix* pada rasio 70:30

Gambar 5 merupakan hasil *confusion matrix* pada model terbaik dengan pengujian menggunakan rasio 70:30. Model terbaik diperoleh dengan nilai  $K=19$  dan  $threshold = 18$  yang menghasilkan akurasi mencapai 73,67%, nilai presisi sebesar 75,51%, recall sebesar 90,69%, dan f1-score sebesar 82,41% untuk kelas positif. Sementara pada kelas negatif, nilai presisi mencapai 65,45%, recall mencapai 37,50%, dan f1-score mencapai 47,68%. *Confusion matrix* menunjukkan model mengklasifikasikan positif sebanyak 245 dan negatif sebanyak 55, dengan True Positive (TP) sebanyak 185, False Positive (FP) sebanyak 60, True Negative (TN) sebanyak 36, dan False Negative (FN) sebanyak 19.

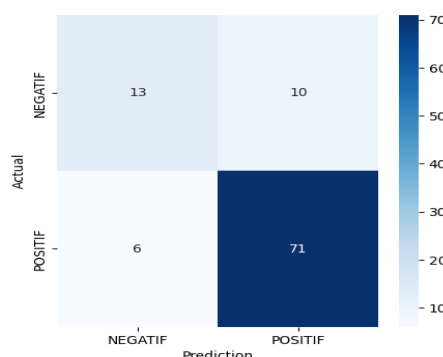
- b. *Confusion matrix* pembagian data latih dan data uji dengan rasio 80:20



Gambar 6. *Confusion Matrix* Pada Rasio 80:20

Gambar 6 merupakan hasil *confusion matrix* pada model terbaik dengan pengujian menggunakan rasio 70:30. Model terbaik diperoleh dengan nilai  $K=12$  dan  $threshold = 13$  yang menghasilkan akurasi mencapai 75,5%, nilai presisi sebesar 77,99%, recall sebesar 89,86%, dan f1-score sebesar 83,50% untuk kelas positif. Sementara pada kelas negatif, nilai presisi mencapai 65,85%, recall mencapai 52,43%, dan f1-score mencapai 61,90%. *Confusion matrix* menunjukkan model mengklasifikasikan positif sebanyak 159 dan negatif sebanyak 41, dengan True Positive (TP) sebanyak 124, False Positive (FP) sebanyak 35, True Negative (TN) sebanyak 27, dan False Negative (FN) sebanyak 24.

c. *Confusion matrix* pembagian data latih dan data uji dengan rasio 90:10



Gambar 7. *Confusion Matrix* Pada Rasio 90:10

Gambar 7 merupakan hasil *confusion matrix* pada model terbaik dengan pengujian menggunakan rasio 70:30. Model terbaik diperoleh dengan nilai  $K=14$  dan  $threshold = 20$  yang menghasilkan akurasi mencapai 84%, nilai presisi sebesar 87,65%, recall sebesar 92,21%, dan f1-score sebesar 89,87% untuk kelas positif. Sementara pada kelas negatif, nilai presisi mencapai 68,42%, recall mencapai 56,52%, dan f1-score mencapai 61,90%. *Confusion matrix* menunjukkan model mengklasifikasikan positif sebanyak 81 dan negatif sebanyak 19, dengan True Positive (TP) sebanyak 71, False Positive (FP) sebanyak 10, True Negative (TN) sebanyak 13, dan False Negative (FN) sebanyak 6.

Berdasarkan ketiga *confusion matrix* yang dihasilkan dari pengujian, terlihat bahwa metode K-NN cenderung lebih unggul dalam mengklasifikasikan kelas positif dibandingkan dengan kelas negatif. Hal ini dapat diamati dari perbandingan nilai presisi, recall, dan f1-score antara kedua kelas. Penyebab dari perbedaan ini adalah ketidakseimbangan jumlah data antara kedua kelas, di mana jumlah data untuk kelas positif lebih banyak daripada jumlah data untuk kelas negatif. Ketidakseimbangan ini dapat mempengaruhi kinerja metode K-NN dalam mengenali dan memprediksi kelas minoritas karena algoritma cenderung lebih sering mengklasifikasikan ke dalam kelas mayoritas.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, metode K-Nearest Neighbors (K-NN) efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pada ulasan aplikasi WhatsApp di Play Store. Metode K-NN dilakukan pengujian dengan menggunakan 3 skenario pembagian data 90:10, 80:20, 70:30. Metode K-NN menghasilkan performa model terbaik pada pembagian data 90:10 yang menghasilkan akurasi mencapai 84%, nilai presisi sebesar 87,65%, recall sebesar 92,21%, dan f1-score sebesar 89,87% untuk kelas positif. Sementara pada kelas negatif, nilai presisi mencapai 68,42%, recall mencapai 56,52%, dan f1-score mencapai 61,90% pada  $k = 14$  dan  $Threshold=20$ . Berdasarkan hasil pengujian, metode K-NN menunjukkan kecenderungan lebih baik dalam mengklasifikasikan kelas positif dibandingkan dengan kelas negatif, seperti terlihat pada perbandingan nilai presisi, recall, dan f1-score kedua kelas. Penggunaan data latih yang lebih besar menghasilkan model dengan akurasi terbaik. Selain itu, juga ditemukan bahwa menentukan Threshold dan parameter K yang tepat dapat menghasilkan model optimal. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah data dengan jumlah kelas positif dan

negatif yang seimbang bertujuan untuk memperoleh model yang lebih optimal dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif.

## REFERENCES

- [1] M. I. Mahdi, "Pengguna Media Sosial di Indonesia Capai 191 Juta pada 2022," *DataIndonesia.id*, 25 Februari 2022. <https://dataindonesia.id/digital/detail/pengguna-media-sosial-di-indonesia-capai-191-juta-pada-2022> (diakses 21 Maret 2023).
- [2] M. P. Utama, "Klasifikasi Komentar Di Google Playstore Tentang Kepuasan Pengguna Terhadap Aplikasi Ojek Online Dengan Menggunakan Metode C4.5," Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, 2021.
- [3] StatCounter, "Mobile Operating System Market Share in Indonesia," StatCounter, Mei 2023. <https://gs.statcounter.com/os-market-share/mobile/indonesia> (diakses 21 Juni 2023).
- [4] Y. Asri, W. N. Suliyanti, D. Kuswardani, dan M. Fajri, "Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile," *Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika*, vol. 15, no. 2, hlm. 264–275, Nov 2022, doi: 10.33322/petir.v15i2.1733.
- [5] H. Setiawan, E. Utami, dan S. Sudarmawan, "Analisis Sentimen Twitter Kuliah Online Pasca Covid-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes," *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 1, hlm. 43–51, Jul 2021, doi: 10.31603/komtika.v5i1.5189.
- [6] I. W. Suryawan Budi, N. Widya Utami, dan K. Q. Fredlina, "Analisis Sentimen Review Wisatawan Pada Objek Wisata Ubud Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains*, vol. 5, no. 1, hlm. 133–140, 2023.
- [7] Z. Ulfah Siregar, R. R. A. Siregar, dan R. Arianto, "Klasifikasi Sentiment Analysis Pada Komentar Peserta Diklat Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Jurnal Kilat*, vol. 8, no. 1, hlm. 81–92, 2019.
- [8] A. Tangkelayuk dan E. Mailoa, "Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naive Bayes Dan Decision Tree," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, hlm. 1109–1119, 2022, doi: doi.org/10.35957/jatisi.v9i2.2048.
- [9] A. P. Wibowo, W. Darmawan, dan N. Amalia, "Komparasi Metode Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Pedulilindungi," *IC-Tech*, vol. 17, no. 1, hlm. 18–23, 2022, doi: doi.org/10.47775/icttech.v17i1.234.
- [10] I. G. Hendrayana, D. G. H. Divayana, dan M. W. A. Kesiman, "Komparasi Metode SVM, K-NN Dan NBC Pada Analisis Sentimen," *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi*, vol. 4, no. 1, hlm. 191–198, Jan 2023, doi: 10.35870/jimik.v4i1.157.
- [11] M. W. Pertiwi, "Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Sarana Dan Transportasi Mudik Tahun 2019 Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Neural Network, KNN Dan SVM," *Inti Nusa Mandiri*, vol. 14, no. 1, hlm. 27–32, 2019, [Daring]. Tersedia pada: <http://www.nusamandiri.ac.id>
- [12] R. I. Alhaqq, I. M. Kurniawan Putra, dan Y. Ruldeviyani, "Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 2, hlm. 105–113, 2022.
- [13] E. Suryati, Styawati, dan A. Ari Aldino, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, hlm. 96–106, 2023, doi: 10.33365/jtsi.v4i1.2445.
- [14] M. I. Putri dan I. Kharisudin, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi MarketplaceTokopedia Pada Situs Google Play Menggunakan Metode Support Vector Machine(SVM), Naive Bayes, dan Logistic Regression," dalam *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 2022, hlm. 759–766.
- [15] M. M. Rohman, Indriati, dan S. Adinugroho, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan Metode Maximum Entropy dan Seleksi Fitur Gini Index Text," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 6, hlm. 2646–2654, 2021.
- [16] H. Sakdiyah, "Analisis Sentimen Customer Review Brand Kopi Kenangan Menggunakan Metode Naive Bayes," Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang, 2023.
- [17] I. Febriansyah, M. Fikry, dan Yusra, "Analisis Sentiment di Twitter terhadap Anies Baswedan sebagai Bakal Calon Presiden 2024 Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 3, hlm. 1061–1070, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i4.2723.
- [18] A. P. Giovani, Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, dan W. Gata, "Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, hlm. 115–124, Jul 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [19] V. R. Prasetyo, I. A. Ryanda, dan D. A. Prima, "Analisis Sentimen Dan Kategorisasi Review Pelanggan Pada Cafe Kopi Paste Dengan Metode Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Ilmiah NERO*, vol. 8, no. 1, 2023.
- [20] R. S. Amardita, Adiwijaya, dan M. D. Purbolaksono, "Analisis Sentimen terhadap Ulasan Paris Van Java Resort Lifestyle Place di Kota Bandung Menggunakan Algoritma KNN," *Jurnal Riset Komputer*, vol. 9, no. 1, hlm. 62–68, Feb 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i1.3793.