



Perbandingan Kinerja Algoritma K-Nearest Neighbor dan Decision Tree dalam Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi DANA pada Google Play Store

Khofifah Dwi Fany¹, Irwansyah^{2*}, Moh Shidqon³

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA, Jakarta, Indonesia

³Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Trisakti, Jakarta, Indonesia

*Corresponding Author: irwansyah@uhamka.ac.id

ARTICLE INFO

Vol. 1, No. 2, April 2026, pp. 85-96.

DOI: <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i2.11>

Article history:

Revised: 14 April 2026

Accepted: 18 April 2026

Published: 30 April 2026

Abstract

The rapid growth of digital wallet applications such as DANA has raised concerns regarding the quality of services provided to users. One effective approach to evaluate service quality is through sentiment analysis of user reviews on the Google Play Store platform. However, the large volume of available review data makes manual analysis inefficient. This study aims to identify the most optimal classification algorithm for sentiment analysis of DANA application reviews by comparing the performance of the K-Nearest Neighbor (K-NN) and Decision Tree algorithms. The dataset consists of 723 reviews obtained from Kaggle, divided into 578 training data and 145 testing data. The reviews are classified into three sentiment categories: positive, negative, and neutral. The research process includes data collection, filtering, preprocessing (case folding, tokenizing, stopword removal, and token length filtering), TF-IDF weighting, implementation of classification algorithms, and evaluation using a Confusion Matrix. The results show that the K-NN algorithm achieves an accuracy of 53.10%, precision of 90.32%, and recall of 41.79%, while the Decision Tree algorithm yields a higher recall but lower accuracy and precision. Based on the comparison of these evaluation metrics, the K-NN algorithm is recommended as the more optimal method, as it provides a better balance between prediction accuracy and error rate compared to the Decision Tree.

Keywords: Sentiment Analysis; K-Nearest Neighbor; Decision Tree; TF-IDF; User Reviews.

Abstrak

Pesatnya perkembangan dompet digital seperti DANA menimbulkan perhatian terhadap kualitas layanan yang diberikan kepada pengguna. Salah satu pendekatan untuk mengevaluasi kualitas layanan tersebut adalah melalui analisis sentimen ulasan pengguna pada platform *Google Playstore*. Namun, banyaknya data ulasan menyebabkan analisis manual menjadi tidak efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi algoritma klasifikasi yang paling optimal dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi DANA dengan membandingkan kinerja algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Decision Tree*. Data yang digunakan berjumlah 723 ulasan yang diperoleh dari Kaggle, dengan pembagian 578 data latih dan 145 data uji. Ulasan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *filtering*, *preprocessing* (*case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *filter token by length*), pembobotan TF-IDF, penerapan algoritma klasifikasi, serta evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*.



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/>

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma K-NN menghasilkan akurasi sebesar 53,10%, presisi 90,32%, dan *recall* 41,79%, sedangkan *Decision Tree* menunjukkan nilai *recall* yang lebih tinggi namun memiliki akurasi dan presisi yang lebih rendah. Berdasarkan perbandingan ketiga metrik evaluasi tersebut, algoritma K-NN direkomendasikan sebagai metode yang lebih optimal karena mampu memberikan keseimbangan yang lebih baik antara ketepatan prediksi dan tingkat kesalahan dibandingkan *Decision Tree*.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; K-Nearest Neighbor (K-NN); *Decision Tree*; *TF-IDF*; Ulasan Pengguna.

1. Pendahuluan

Era digital yang berkembang pesat telah memicu perubahan signifikan dalam perilaku masyarakat, yang ditandai dengan meningkatnya ketergantungan individu terhadap perangkat elektronik sebagai bagian esensial dalam aktivitas sehari-hari (Vial, 2019). Teknologi berperan penting dalam memenuhi berbagai kebutuhan, mulai dari pencarian informasi, komunikasi, pendidikan, transportasi, hingga transaksi keuangan. Salah satu inovasi yang berkembang adalah dompet digital (*e-wallet*), yang memungkinkan transaksi non-tunai secara praktis melalui perangkat *smartphone* (Tikno et al., 2024). *E-wallet* berfungsi sebagai alat pembayaran elektronik yang menggantikan metode konvensional. Salah satu aplikasi yang berkembang pesat di Indonesia adalah DANA, yang memfasilitasi pengguna dalam melakukan transaksi keuangan dan mengakses layanan finansial secara lebih efisien dan praktis (Soegoto et al., 2024).

Aplikasi DANA dikelola oleh PT Espay Debit Indonesia Koe sebagai perusahaan teknologi finansial berbasis dompet digital yang menyediakan platform pembayaran serta layanan keuangan di Indonesia. Sejak diluncurkan pada Desember 2018, DANA telah memiliki lebih dari 150 juta pengguna. Platform ini menawarkan berbagai keunggulan, seperti keamanan, kemudahan, dan kenyamanan bagi pengguna, pelaku usaha, serta institusi keuangan (Kontan, 2024). Namun, seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna, muncul kekhawatiran terkait konsistensi dan kualitas layanan yang diberikan. Dalam hal ini, opini atau umpan balik pengguna menjadi indikator penting dalam mengevaluasi kinerja suatu layanan, karena mencerminkan pengalaman langsung pengguna terhadap aplikasi tersebut (Petruzzi et al., 2021).

Salah satu sumber utama opini pengguna adalah ulasan yang tersedia pada platform distribusi digital seperti *Google Play Store*. Platform ini memungkinkan pengguna untuk memberikan penilaian dan ulasan terhadap aplikasi yang digunakan (Gregory et al., 2020). Berdasarkan data *Mobile Operating System Market Share* di Indonesia, sebesar 89,77% pengguna Android dan 10,12% pengguna iOS mengakses aplikasi melalui *Play Store*, yang menunjukkan dominasi platform tersebut dibandingkan *App Store* (Sapitri & Fikry, 2023). Ulasan pengguna dapat menjadi sumber informasi yang cepat dan efektif dalam menilai kualitas suatu aplikasi. Namun, jumlah data ulasan yang sangat besar menyebabkan proses analisis secara manual menjadi tidak efisien dan berpotensi menimbulkan bias. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis seperti analisis sentimen, yaitu teknik dalam *text mining* yang bertujuan mengelompokkan teks berdasarkan opini, emosi, atau persepsi pengguna terhadap suatu objek (Cahyaningtyas et al., 2021). Analisis ini berfokus pada penentuan polaritas sentimen, seperti positif, negatif, atau netral, sehingga dapat memberikan gambaran umum mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi DANA (Novryadi et al., 2026).

Dalam proses analisis sentimen, diperlukan metode klasifikasi untuk mengelompokkan data opini. Penelitian ini mengimplementasikan dua algoritma, yaitu K-Nearest Neighbor (K-NN) dan *Decision Tree*. Algoritma K-NN merupakan metode *lazy learning* yang bekerja dengan mengukur tingkat kemiripan antara data uji dan data latih berdasarkan jarak tertentu, seperti *Euclidean distance*, untuk menentukan kategori data (Sari, 2020). Sementara itu, *Decision Tree* merupakan algoritma klasifikasi yang membentuk struktur pohon keputusan berdasarkan atribut yang paling berpengaruh dalam proses pengambilan keputusan (Irwansyah et al., 2023).

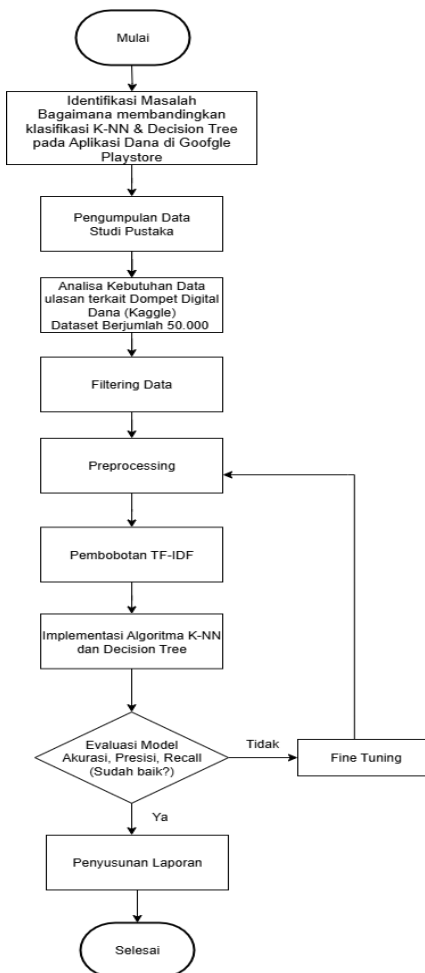
Kedua metode ini banyak digunakan dalam *data mining* karena kemampuannya dalam melakukan klasifikasi secara efektif.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan hasil yang beragam dalam perbandingan algoritma klasifikasi. Anam et al., (2021) menyatakan bahwa Naïve Bayes memiliki akurasi tertinggi dibandingkan K-NN dan *Decision Tree*. Penelitian lain oleh (Maradona et al., 2023) dan (Delta Maharani et al., 2022) menunjukkan bahwa K-NN memiliki performa yang lebih unggul. Sebaliknya, penelitian oleh (Syahril et al., 2024) menunjukkan bahwa *Decision Tree* menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan K-NN. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa performa algoritma sangat bergantung pada karakteristik data dan metode yang digunakan. Namun, masih terdapat keterbatasan penelitian yang secara khusus membandingkan K-NN dan *Decision Tree* dalam konteks analisis sentimen ulasan aplikasi dompet digital, khususnya DANA.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Decision Tree* dalam analisis sentimen ulasan aplikasi DANA pada *Google Play Store*. Penelitian ini berkontribusi dalam menentukan metode klasifikasi yang lebih optimal serta sebagai referensi dalam pengembangan sistem analisis sentimen berbasis teks.

2. Metodologi

Rangkaian tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Tahapan Penelitian

Gambar 1 menyajikan diagram alir (*flowchart*) yang menggambarkan tahapan penelitian.

2.1 Analisis Masalah

Pada tahap ini dilakukan observasi non-partisipatif untuk memahami secara menyeluruh perbandingan tingkat akurasi dua algoritma klasifikasi dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi DANA. Dalam pendekatan ini, peneliti berperan sebagai pengamat tanpa melakukan interaksi langsung dengan subjek penelitian, sehingga data yang diperoleh bersifat objektif dan tidak dipengaruhi oleh intervensi peneliti (Aushofi et al., 2026).

2.2 Pengumpulan Data

Data diperoleh dari platform Kaggle yang menyediakan dataset berisi 50.000 ulasan pengguna aplikasi DANA dalam bahasa Indonesia dengan rentang waktu 31 Desember 2023 hingga 15 Februari 2024.

2.3 Filtering Data

Tahap ini bertujuan untuk menyaring dataset dari 50.000 ulasan menjadi 998 ulasan berdasarkan kriteria tertentu, yaitu data yang diambil mulai tanggal 1 Januari 2024 (Firmansyah et al., 2026).

2.4 Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan proses awal untuk membersihkan dan menyiapkan data mentah agar lebih terstruktur dan siap digunakan dalam analisis. Proses ini meliputi *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *filtering token by length* (Kurniawan et al., 2026).

2.5 Pembobotan TF-IDF

Setelah tahap preprocessing, dilakukan pembobotan kata menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode ini digunakan untuk memberikan bobot numerik pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen (Putri et al., 2026).

2.6 Implementasi Algoritma

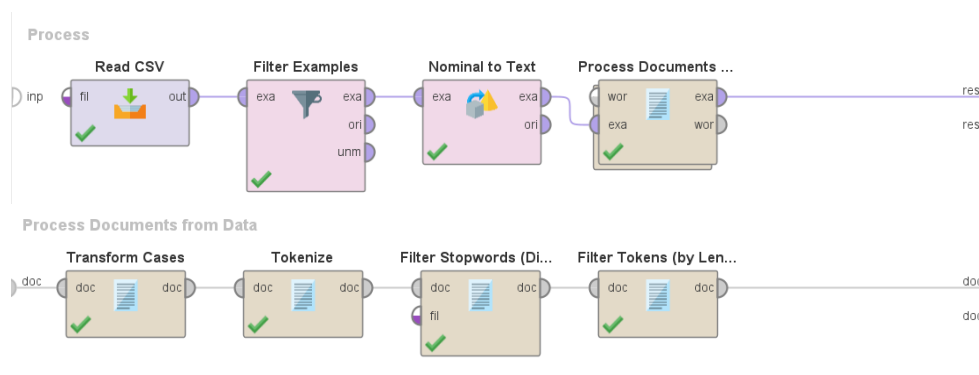
Tahap ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi yang dapat mengelompokkan sentimen ulasan pengguna ke dalam kategori tertentu, yaitu positif, negatif, dan netral. Implementasi dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Decision Tree* (Budiyantara et al., 2020).

2.7 Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan performa algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Decision Tree*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, dan *recall* (Anisah & Irwansyah, 2025).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Preprocessing



Gambar 1. *Preprocessing Data*

Pada tahap *preprocessing* data, dilakukan beberapa tahap penting yaitu terdapat tahap *case folding* yang menggunakan operator *Transform Cases*, yaitu untuk mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil dan menghapus karakter selain *non-alfabet*. Selanjutnya tahap *tokenizing* dengan memanfaatkan operator *Tokenize*, yaitu untuk memcah kalimat menjadi kata-kata individual (token). Lanjut tahap *stopword* menggunakan operator *Filter Stopword*, yaitu untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki nilai informatif. Selanjutnya tahap *filter token by-length* dengan menggunakan operator *Filter Token (by Length,)* yaitu untuk menyaring kata berdasarkan panjang karakter untuk menghindari noise.

3.2 Pembobotan TF-IDF

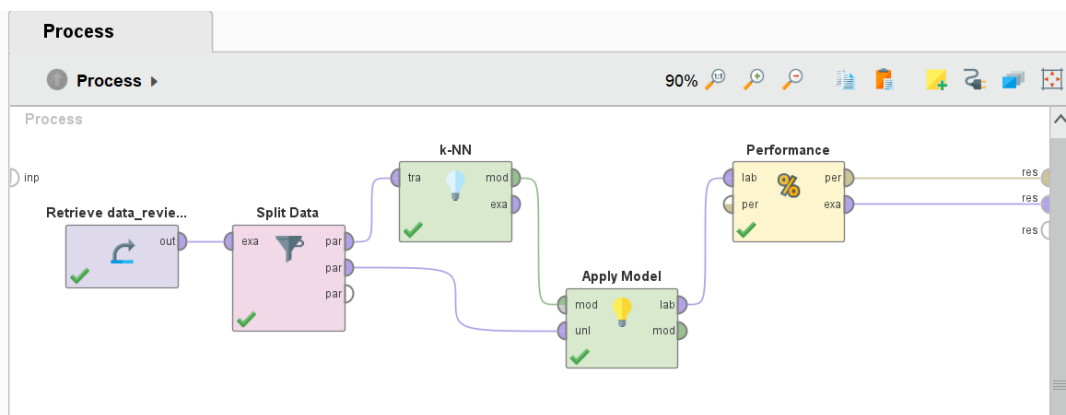
Setelah menyelesaikan tahap *preprocessing*, tahapan selanjutnya adalah menerapkan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Proses ini bertujuan untuk mentransformasi data teks menjadi representasi numerik, sekaligus menetapkan bobot terhadap setiap kata atau frasa berdasarkan rumus perhitungan yang telah diuraikan pada bab sebelumnya. Visualisasi hasil pembobotan TF-IDF disajikan pada Gambar 2.

Row No.	sentimen	a	abis	abjing	acaca	acara	acc	ad	adaf
1	NEUTRAL	0	0	0	0	0	0	0	0
2	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
3	NEGATIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
4	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
5	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
6	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
7	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
8	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
9	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
10	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
11	POSITIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
12	NEGATIVE	0	0	0	0	0	0	0	0
13	NEGATIVE	0	0	0	0	0	0	0	0

ExampleSet (723 examples, 1 special attribute, 1,522 regular attributes)

Gambar 2. Pembobotan TF-IDF

3.3 Implementasi Algoritma K-NN dan *Decision Tree*



Gambar 2. Implementasi Algoritma K-NN

Proses penerapan algoritma K-NN memanfaatkan beberapa operator, seperti *Retrieve Data* untuk memanggil data dalam database, *Split Data* untuk membagi data menjadi data *training* dan data *testing*, K-NN dengan nilai $k = 5$ untuk mengklasifikasi, *Apply Model* untuk menerapkan algoritma, *Performance* untuk menghitung tingkat akurasi dan evaluasi performa model klasifikasi. Hasil pengujian dari implementasi algoritma K-NN terlihat pada gambar 4, Ulasan yang awalnya bersentimen netral setelah dilakukan klasifikasi diprediksi menjadi bersentimen negatif, ataupun sentiment-sentimen yang lainnya.

Row No.	sentimen	prediction(s...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	text	a	abis	abjir
1	NEGATIVE	NEGATIVE	0.199	0.202	0.599	oke pisan	0	0	0
2	POSITIVE	POSITIVE	0	1	0	baik	0	0	0
3	POSITIVE	POSITIVE	0	1	0	baik	0	0	0
4	NEUTRAL	NEGATIVE	0.396	0	0.604	terpotong ua...	0	0	0
5	NEUTRAL	NEGATIVE	0.402	0	0.598	ko dana saya...	0	0	0
6	NEGATIVE	NEGATIVE	0.204	0	0.796	dana hape s...	0	0	0
7	NEUTRAL	NEGATIVE	0.202	0	0.798	kena diana la...	0	0	0
8	POSITIVE	NEGATIVE	0.201	0.397	0.402	mantap cepat...	0	0	0
9	NEGATIVE	NEGATIVE	0.204	0.388	0.408	kecewa bang...	0	0	0
10	NEUTRAL	NEGATIVE	0.205	0.193	0.602	tolong dana ...	0	0	0
11	POSITIVE	NEGATIVE	0.399	0.193	0.409	cara mengata...	0	0	0
12	POSITIVE	NEGATIVE	0.201	0.396	0.403	semoga saya...	0	0	0
13	NEGATIVE	NEGATIVE	0.199	0.205	0.595	kecewa bang...	0	0	0

ExampleSet (145 examples, 6 special attributes, 1.638 regular attributes)

Gambar 3. Hasil Prediksi Data Testing Algoritma K-NN

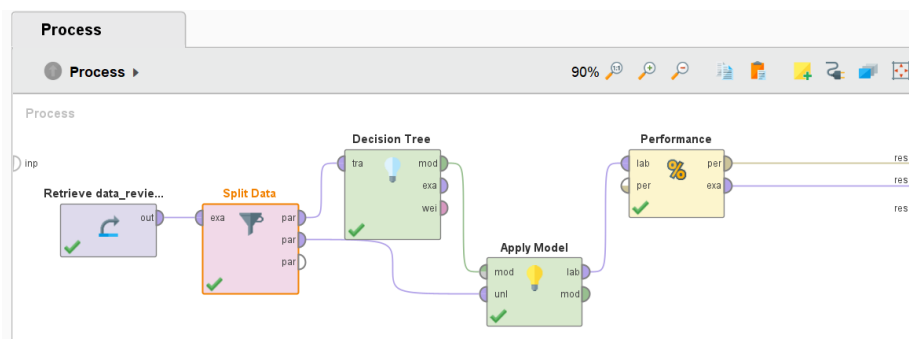
Gambar 5 menampilkan hasil *Confusion Matrix* dari data yang diujikan menggunakan algoritma K-NN.

accuracy: 53.10%

	true NEUTRAL	true POSITIVE	true NEGATIVE	class precision
pred. NEUTRAL	1	0	2	33.33%
pred. POSITIVE	0	28	3	90.32%
pred. NEGATIVE	24	39	48	43.24%
class recall	4.00%	41.79%	90.57%	

Gambar 4. *Confusion Matrix* Algoritma K-NN

Gambar 6 menampilkan alur penerapan algoritma *Decision Tree* dalam penelitian ini. Secara keseluruhan, tahapan prosesnya serupa dengan implementasi menggunakan algoritma K-NN, dengan perbedaan utama terletak pada jenis algoritma yang digunakan.



Gambar 5. Implementasi Algoritma Decision Tree

Hasil pengujian dataset yang ditampilkan Gambar 7 dengan algoritma *Decision Tree* menunjukkan perbedaan dibandingkan dengan algoritma K-NN, di mana ulasan yang semula dikategorikan sebagai sentimen netral, setelah diproses dengan *Decision Tree*, diprediksi sebagai sentimen positif.

Row No.	sentimen	prediction(s...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	text	a	abis	abjin
1	NEGATIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	oke pisan	0	0	0
2	POSITIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	baik	0	0	0
3	POSITIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	baik	0	0	0
4	NEUTRAL	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	terpotong ua...	0	0	0
5	NEUTRAL	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	ko dana saya...	0	0	0
6	NEGATIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	dana hape s...	0	0	0
7	NEUTRAL	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	kena diana la...	0	0	0
8	POSITIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	mantap cepat...	0	0	0
9	NEGATIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	kecewa bang...	0	0	0
10	NEUTRAL	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	tolong dana ...	0	0	0
11	POSITIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	cara mengata...	0	0	0
12	POSITIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	semoga saya...	0	0	0
13	NEGATIVE	POSITIVE	0.100	0.484	0.416	ies	0	0	0

ExampleSet (145 examples, 6 special attributes, 1,638 regular attributes)

Gambar 6. Hasil Prediksi Data Testing Algoritma Decision Tree

Gambar 8 Menampilkan *confusion matrix* dari data uji yang diujikan menggunakan algoritma *Decision Tree*.

accuracy: 46.21%

	true NEUTRAL	true POSITIVE	true NEGATIVE	class precision
pred. NEUTRAL	0	0	2	0.00%
pred. POSITIVE	25	67	51	46.85%
pred. NEGATIVE	0	0	0	0.00%
class recall	0.00%	100.00%	0.00%	

Gambar 7. Confusion Matrix Algoritma Decision Tree

3.4 Evaluasi

Confusion Matriks untuk pemodelan *K-Nearest Neighbor* menggunakan perhitungan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{(TP+TN+TNt)}{(TP+TN+TNt+FP1+FP2+FN1+FN2+FNt1+FNt2)} = \frac{(28+48+1)}{(28+48+1+3+0+39+24+0+2)} = \frac{77}{145} = 0.5310 = 53.10\% \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP1+FP2)} = \frac{28}{(28+3+0)} = \frac{28}{31} = 0.9032 = 90.32\% \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{28}{(28+39)} = \frac{28}{67} = 0.4179 = 41.79\% \quad (3)$$

Confusion Matriks untuk pemodelan *DecisionTree* menggunakan perhitungan sebagai berikut.

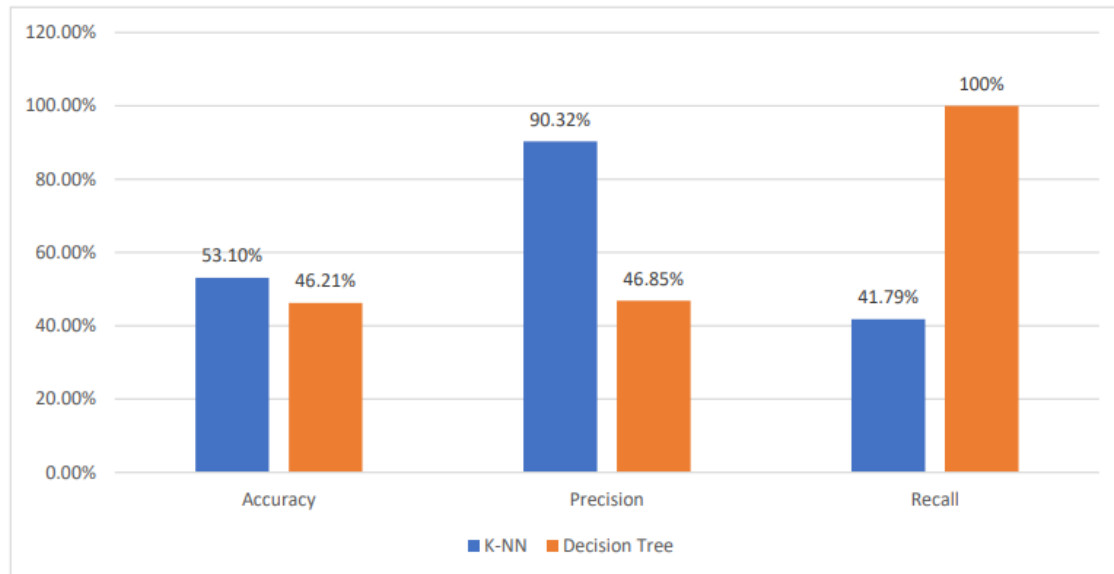
$$Accuracy = \frac{(TP+TN_TNt)}{(TP+TN+TNt+FP1+FP2+FN1+FN2+FNt1+FNt2)} = \frac{(67+0+0)}{(67+0+0+51+25+0+0+2)} = \frac{67}{145} = 0.4621 = 46.21\% \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP1+FP2)} = \frac{67}{(67+51+25)} = \frac{67}{143} = 0.4685 = 46.85\% \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{67}{(67+0)} = \frac{67}{67} = 1 = 100\% \quad (6)$$

3.5 Perbandingan Evaluasi

Pada gambar 9 menyajikan perbandingan metrik evaluasi dalam bentuk diagram berupa Akurasi, *Precision*, dan *Recall* yang diperoleh dari penerapan metode K-NN dan *Decision Tree* dalam proses pemodelan data.



Gambar 8. Diagram Perbandingan Kedua Algoritma

Perbandingan performa algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dan *Decision Tree* berdasarkan tiga metrik evaluasi: *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*

- Tingkat akurasi yang dicapai oleh algoritma K-NN adalah 53,10%, lebih tinggi dibandingkan dengan *Decision Tree* yang mencatatkan akurasi sebesar 46,21%. Ini menunjukkan bahwa secara keseluruhan, K-NN lebih baik dalam memprediksi kelas yang benar dibandingkan *Decision Tree* untuk dataset ini.
- Presisi K-NN jauh lebih tinggi yaitu sebesar 90,32% dibandingkan *Decision Tree* yang hanya 46,85%. Dari semua data yang diprediksi positif oleh K-NN sekitar 90,32% benar-benar positif. Presisi tinggi
- Recall Decision Tree* mencapai 100% yang berarti semua data yang sebenarnya positif berhasil dikenali sebagai positif. Sementara K-NN hanya berhasil menangkap 41,79% dari data positif. *Recall* tinggi dari *Decision Tree* menunjukkan bahwa algoritma ini tidak melewatkan kasus positif (minim *false negative*), sehingga cocok untuk kasus yang membutuhkan deteksi semua kasus positif, meskipun ada *trade-off* pada presisinya.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) menghasilkan akurasi sebesar 53,10% dengan nilai presisi yang sangat tinggi yaitu 90,32%, namun memiliki *recall* yang relatif rendah sebesar 41,79%. Di sisi lain, algoritma *Decision Tree* menghasilkan akurasi yang lebih rendah yaitu 46,21% dengan presisi sebesar 46,85%, tetapi memiliki *recall* yang sangat tinggi mencapai 100%. Perbedaan ini

mengindikasikan adanya karakteristik yang berbeda dalam cara kedua algoritma melakukan klasifikasi. K-NN cenderung lebih selektif dalam memberikan label positif, sehingga mampu menghasilkan presisi yang tinggi karena hanya memprediksi positif ketika tingkat keyakinannya tinggi. Namun, hal ini menyebabkan banyak data positif yang tidak terdeteksi, sehingga nilai recall menjadi rendah. Sebaliknya, *Decision Tree* cenderung lebih agresif dalam mengklasifikasikan data sebagai positif, sehingga mampu mendeteksi seluruh data positif, tetapi dengan konsekuensi meningkatnya kesalahan klasifikasi atau false positive. Dengan demikian, hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan algoritma harus disesuaikan dengan tujuan analisis, apakah lebih menekankan pada ketepatan prediksi atau kemampuan dalam mendeteksi seluruh data positif.

Dari sisi performa model, K-NN menunjukkan keunggulan dalam hal akurasi dan presisi dibandingkan *Decision Tree*, yang berarti model ini lebih baik dalam menghasilkan prediksi yang tepat dan meminimalkan kesalahan klasifikasi positif. Namun demikian, nilai *recall* yang rendah menunjukkan bahwa K-NN masih memiliki kelemahan dalam menangkap seluruh data yang seharusnya termasuk dalam kelas positif. Sementara itu, *Decision Tree* menunjukkan performa yang berlawanan, di mana nilai recall yang sangat tinggi menunjukkan kemampuannya dalam mendeteksi seluruh data positif, tetapi dengan tingkat presisi dan akurasi yang lebih rendah. Analisis terhadap confusion matrix menunjukkan adanya *trade-off* antara *precision* dan *recall* pada kedua model. Selain itu, rendahnya akurasi kedua model juga mengindikasikan bahwa klasifikasi sentimen ke dalam tiga kategori (positif, negatif, dan netral) memiliki tingkat kompleksitas yang cukup tinggi, terutama karena adanya kemiripan pola bahasa antar kelas, khususnya antara sentimen netral dan positif yang seringkali sulit dibedakan secara tegas.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil penelitian ini sejalan dengan beberapa studi yang menyatakan bahwa performa algoritma klasifikasi sangat dipengaruhi oleh karakteristik dataset dan teknik *preprocessing* yang digunakan. Penelitian oleh Maradona et al. (2023) dan Delta Maharani et al. (2022) menunjukkan bahwa K-NN memiliki performa yang lebih unggul dalam klasifikasi teks, yang konsisten dengan hasil penelitian ini di mana K-NN menghasilkan akurasi dan presisi yang lebih tinggi dibandingkan *Decision Tree*. Namun demikian, hasil ini berbeda dengan penelitian Syahril et al. (2024) yang menyatakan bahwa *Decision Tree* memiliki akurasi yang lebih tinggi. Perbedaan tersebut kemungkinan disebabkan oleh variasi dataset, jumlah data, distribusi kelas, serta metode *preprocessing* yang digunakan. Selain itu, penelitian oleh Anam et al. (2021) menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes sering kali memberikan performa yang lebih baik dalam analisis sentimen, sehingga menunjukkan bahwa masih terdapat peluang untuk meningkatkan hasil penelitian ini dengan membandingkan lebih banyak algoritma.

Beberapa faktor utama yang mempengaruhi hasil penelitian ini antara lain adalah jumlah dan distribusi data, metode *preprocessing*, serta teknik representasi fitur yang digunakan. Dataset yang relatif terbatas, yaitu sebanyak 723 data, dapat membatasi kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data baru. Selain itu, kemungkinan adanya ketidakseimbangan distribusi kelas juga dapat menyebabkan model menjadi bias terhadap kelas tertentu, terutama pada algoritma *Decision Tree* yang cenderung menghasilkan recall yang sangat tinggi. Proses *preprocessing* seperti *stopword removal* dan *filtering token* juga berpotensi menghilangkan informasi penting yang sebenarnya relevan terhadap sentimen. Di sisi lain, penggunaan TF-IDF sebagai representasi fitur memiliki keterbatasan karena hanya mempertimbangkan frekuensi kata tanpa memahami konteks semantik dari kalimat. Selain itu, pemilihan parameter model seperti nilai k pada K-NN juga turut mempengaruhi hasil klasifikasi yang diperoleh.

Penelitian ini memiliki beberapa kelebihan, di antaranya adalah penggunaan dua algoritma klasifikasi yang umum dan mudah diimplementasikan, serta penerapan tahapan *preprocessing* yang sistematis sehingga data lebih terstruktur sebelum dilakukan pemodelan. Selain itu, evaluasi dilakukan secara komprehensif menggunakan beberapa metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall*, sehingga memberikan gambaran yang lebih menyeluruh terhadap performa model. Namun demikian, penelitian ini juga memiliki keterbatasan, antara lain jumlah *dataset* yang relatif kecil, tidak adanya penerapan teknik *balancing* data, serta belum dilakukan

perbandingan dengan algoritma lain seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, atau metode berbasis *deep learning*. Selain itu, penggunaan TF-IDF sebagai representasi fitur juga masih terbatas karena belum mampu menangkap konteks bahasa secara mendalam, yang berdampak pada rendahnya akurasi model yang masih berada di bawah 60%.

Implikasi dari penelitian ini dapat dilihat dari sisi praktis maupun akademis. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi DANA untuk memahami sentimen pengguna secara otomatis melalui analisis ulasan di *Google Play Store*, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam meningkatkan kualitas layanan. Pemilihan algoritma yang tepat juga dapat membantu dalam pengembangan sistem monitoring ulasan secara *real-time*. Dari sisi akademis, penelitian ini memberikan kontribusi dalam kajian perbandingan algoritma klasifikasi pada analisis sentimen, khususnya dalam konteks aplikasi dompet digital. Selain itu, penelitian ini juga membuka peluang untuk pengembangan penelitian selanjutnya dengan menggunakan metode yang lebih kompleks, seperti *deep learning* atau model berbasis *transformer*, guna meningkatkan performa klasifikasi secara signifikan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa algoritma K-NN menunjukkan performa yang lebih optimal dibandingkan *Decision Tree*, dengan nilai akurasi sebesar 53,10% dan presisi 90,32%. Hal ini menunjukkan bahwa K-NN lebih baik dalam menghasilkan prediksi yang tepat dan meminimalkan kesalahan klasifikasi. Sementara itu, *Decision Tree* memiliki keunggulan pada nilai *recall* yang mencapai 100%, yang berarti mampu mendeteksi seluruh data positif, namun dengan tingkat akurasi dan presisi yang lebih rendah. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk menentukan algoritma yang lebih optimal telah tercapai, di mana K-NN direkomendasikan sebagai metode yang lebih seimbang dalam konteks analisis sentimen pada *dataset* yang digunakan.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Jumlah *dataset* yang digunakan relatif terbatas, sehingga dapat mempengaruhi kemampuan model dalam melakukan generalisasi. Selain itu, penggunaan metode representasi teks berbasis TF-IDF belum mampu menangkap konteks semantik secara mendalam. Penelitian ini juga belum menerapkan teknik penyeimbangan data (*data balancing*) serta belum membandingkan dengan algoritma lain yang berpotensi memberikan hasil yang lebih baik. Nilai akurasi yang masih tergolong moderat juga menunjukkan bahwa model belum mampu mengklasifikasikan sentimen secara optimal, terutama pada klasifikasi *multi-kelas*.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan *dataset* yang lebih besar dan beragam agar model dapat belajar pola yang lebih kompleks. Selain itu, penerapan teknik *balancing data* serta penggunaan metode representasi teks yang lebih canggih seperti *word embedding* atau model berbasis *transformer* diharapkan dapat meningkatkan performa klasifikasi. Penelitian berikutnya juga dapat memperluas perbandingan dengan algoritma lain seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, maupun pendekatan *deep learning* untuk memperoleh hasil yang lebih optimal. Dengan pengembangan tersebut, diharapkan sistem analisis sentimen dapat menjadi lebih akurat dan aplikatif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

Daftar Pustaka

Anam, M. K., Pikir, B. N., & Firdaus, M. B. (2021). Penerapan *Naïve Bayes Classifier*, *K-Nearest Neighbor (KNN)* dan *Decision Tree* untuk Menganalisis Sentimen pada Interaksi Netizen dan Pemerintah. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(1), 139–150. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.1092>

- 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>
- Budiyantara, A., Irwansyah, I., Prengki, E., Pratama, P. A., & Wiliani, N. (2020). Komparasi Algoritma Decision Tree, Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Memprediksi Mahasiswa Lulus Tepat Waktu. *Jitk (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, 5(2), 265–270. <https://doi.org/10.33480/jitk.v5i2.1214>
- Cahyaningtyas, C., Nataliani, Y., & Widiasari, I. R. (2021). Analisis Sentimen Pada Rating Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Decision Tree Berbasis SMOTE. *AITI*, 18(2), 173–184. <https://doi.org/10.24246/aiti.v18i2.173-184>
- Delta Maharani, F. M., Lia Hananto, A., Shofia Hilabi, S., Nur Apriani, F., Hananto, A., & Huda, B. (2022). Perbandingan Metode Klasifikasi Sentimen Analisis Penggunaan E-Wallet Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor. *METIK JURNAL*, 6(2), 97–103. <https://doi.org/10.47002/metik.v6i2.372>
- Fadil Firmansyah, Irwansyah, & Agus Budiyantara. (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>
- Gregory, J., Berthoud, L., Tryfonas, T., Rossignol, A., & Faure, L. (2020). The long and winding road: MBSE adoption for functional avionics of spacecraft. *Journal of Systems and Software*, 160, 110453. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2019.110453>
- Ihza Kurniawan, D., Irwansyah, & Taufik, A. (2026). Analisis Sentimen Terhadap Komentar Video IShowSpeed Tour Indonesia Pada YouTube Menggunakan Metode SVM. *DIGINTEL-AI : DIGital INnovation and inTELLigence – AI*, 1(1), 50–62. <https://doi.org/10.66217/digintel-ai.v1i1.5>
- 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>
- Kontan. (2024). Capai pertumbuhan positif pada 2023, DANA sambut 2024 dengan optimistis. *Kontan.Co.Id*. <https://pressrelease.kontan.co.id/news/capai-pertumbuhan-positif-pada-2023-dana-sambut-2024-dengan-optimistis>

- Maradona, M., Kusriani, K., & Alva Hendi Muhammad. (2023). Analisis Perbandingan Metode Decision Tree Dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Cyberbullying Pada Sosial Media Twitter. *METIK JURNAL*, 7(2), 47–61. <https://doi.org/10.47002/metik.v7i2.591>
- Petruzzi, M. A., Marques, C., & Sheppard, V. (2021). To Share Or To Exchange: An analysis of the sharing economy characteristics of Airbnb and Fairbnb.coop. *International Journal of Hospitality Management*, 92, 102724. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102724>
- 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>
- Sapitri, I. A., & Fikry, M. (2023). Pengklasifikasian Sentimen Ulasan Aplikasi Whatsapp Pada Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine. 6.
- Sari, R. (2020). Analisis Sentimen Pada Review Objek Wisata Dunia Fantasi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN). *EVOLUSI: Jurnal Sains Dan Manajemen*, 8(1). <https://doi.org/10.31294/evolusi.v8i1.7371>
- Soegoto, H., Apsarini, F., & Supandi, A. (2024). Payment System Development In Indonesia. *Jurnal Riset Bisnis Dan Manajemen*, 17(1), 11–20. <https://doi.org/10.23969/jrbm.v17i1.10416>
- Syahril, A., Cahyana, Y., Kusumaningrum, D. S., & Rohana, T. (2024). Perbandingan Metode Decision Tree Dan K-Nearest Neighbor Terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi Mypertamina Menggunakan Confusion Matrix. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 5(4), 1085–1094. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i4.5639>
- Tikno, Dharmawan, Y. S., & Ngatini. (2024). Investigating Consumer Acceptance of Mobile Payment Services in Indonesia. *Procedia Computer Science*, 234, 1095–1102. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.104>
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118–144. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>