

## Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Konten Edukasi Dokter Detektif dengan Metode Pohon Keputusan

Iyeti Astri Prasasti<sup>1</sup>, Amarudin\*<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>[iyeti\\_astri\\_prasasti@teknokrat.ac.id](mailto:iyeti_astri_prasasti@teknokrat.ac.id), <sup>2</sup>[amarudin@teknokrat.ac.id](mailto:amarudin@teknokrat.ac.id)

### Abstrak

Media sosial, khususnya Twitter, telah berkembang menjadi sarana yang efektif untuk menyampaikan konten edukasi kesehatan secara luas dan interaktif. Salah satu akun yang aktif dalam menyebarkan informasi kesehatan berbasis sains adalah *Dokter Detektif*, yang menyajikan konten dermatologi dengan pendekatan komunikatif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi yang disampaikan oleh akun tersebut. Metode yang digunakan adalah klasifikasi sentimen dengan algoritma Decision Tree dan dibandingkan dengan Naive Bayes. Data diperoleh melalui web scraping, lalu diproses melalui tahapan cleansing, tokenisasi, normalisasi, dan penghapusan stopwords menggunakan Sastrawi. Sentimen diklasifikasikan menjadi positif dan negatif, dengan penanganan ketidakseimbangan data menggunakan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa Decision Tree menghasilkan akurasi sebesar 84% dan menunjukkan performa yang lebih stabil dibandingkan Naive Bayes berdasarkan evaluasi precision, recall, f1-score, dan confusion matrix. Temuan ini menunjukkan bahwa Decision Tree lebih efektif dalam menganalisis sentimen teks terkait konten edukatif di media sosial, khususnya dalam domain kesehatan.

**Kata Kunci:** *Analisis Sentimen, Decision Tree, Dokter Detektif, Konten Edukasi, SMOTE, Twitter.*

## Analysis of Twitter User Sentiment Towards Detective Doctor Educational Content Using the Decision Tree Method

### Abstract

*Social media, particularly Twitter, has evolved into an effective platform for disseminating health education content widely and interactively. One active account in sharing science-based health information is Dokter Detektif, which presents dermatological content in an engaging and accessible manner. This study aims to analyze Twitter users' sentiment toward the educational content delivered by the account. Sentiment classification was carried out using the Decision Tree algorithm and compared with Naive Bayes. The data was collected through web scraping and processed through several stages: cleansing, tokenization, normalization, and stopwords removal using the Sastrawi library. Sentiments were categorized into positive and negative, with class imbalance handled using the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). The results indicate that the Decision Tree achieved an accuracy of 84% and demonstrated more stable performance than Naive Bayes based on precision, recall, F1-score, and confusion matrix. These findings suggest that the Decision Tree algorithm is more effective for analyzing textual sentiment in educational health content on social media platforms.*

**Keywords:** *Decision Tree, Detective Doctor, Educational Content, Sentiment Analysis, SMOTE, Twitter.*

## 1. PENDAHULUAN

Media sosial telah berkembang menjadi salah satu ruang publik digital terpenting dalam penyebaran informasi di era modern, khususnya di bidang kesehatan [1], [2]. Platform seperti Twitter menawarkan akses real-time dan interaktif yang memungkinkan tenaga kesehatan dan institusi medis untuk menyampaikan konten edukasi secara luas dan cepat [3], [4]. Penggunaan media sosial sebagai sarana edukasi kesehatan semakin meningkat seiring dengan tingginya penetrasi pengguna internet dan perubahan pola konsumsi informasi masyarakat.

Misalnya, survei menunjukkan bahwa lebih dari 60% pengguna internet mengakses informasi kesehatan melalui media sosial, yang menuntut penyampaian konten yang akurat dan dapat dipercaya [5], [6].

Dalam konteks ini, akun *Dokter Detektif* di Twitter menjadi salah satu contoh aktor penting dalam menyebarkan edukasi kesehatan kulit berbasis ilmu dermatologi dengan pendekatan yang komunikatif dan mudah dipahami oleh masyarakat awam. Akun ini dikenal menggabungkan pengetahuan medis dengan bahasa sehari-hari yang ringan, sehingga mampu menjangkau berbagai kalangan masyarakat [7]. Namun, dengan meluasnya konsumsi konten kesehatan di media sosial, muncul kebutuhan penting untuk memahami bagaimana persepsi dan sentimen publik terhadap informasi yang disajikan tersebut [8]. Analisis sentimen merupakan metode yang relevan untuk mengukur respons pengguna, dengan kemampuan mengungkapkan persepsi, emosi, dan sikap yang mungkin tidak terlihat hanya dari data kuantitatif biasa [3], [4].

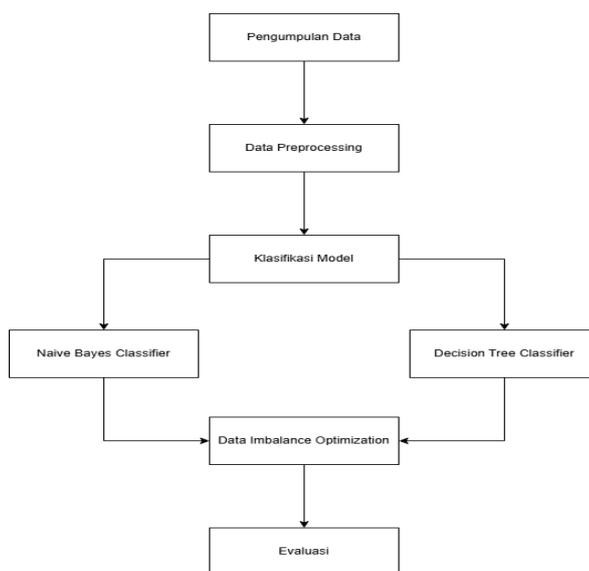
Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan penggunaan analisis sentimen dalam menilai persepsi publik terhadap isu kesehatan global, seperti vaksinasi [5], pelayanan rumah sakit [6], dan kebijakan kesehatan [7]. Namun, penelitian yang mengkaji sentimen terhadap konten edukasi kesehatan non-pandemi, terutama di bidang dermatologi dan perawatan kulit yang disebarluaskan melalui media sosial, masih sangat terbatas [8]. Padahal, perawatan kulit menjadi topik yang semakin mendapat perhatian dan minat masyarakat luas, khususnya di Indonesia.

Dari sisi metodologi, algoritma *Naive Bayes* telah lama digunakan dalam klasifikasi teks karena kemudahannya dan efisiensi komputasinya, sementara *Decision Tree* menawarkan keunggulan dalam hal interpretabilitas dan penanganan hubungan non-linear antar fitur [9], [10]. Studi yang melakukan perbandingan performa kedua algoritma ini dalam berbagai domain, termasuk pendidikan dan media sosial, dan menemukan bahwa *Decision Tree* sering kali lebih unggul dalam stabilitas performa dan interpretasi hasil [11], [12]. Namun, aplikasi spesifik keduanya pada analisis sentimen konten edukasi kesehatan di media sosial Indonesia, terutama terkait akun *Dokter Detektif*, masih jarang dilakukan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi dari akun *Dokter Detektif*, serta membandingkan kinerja algoritma *Decision Tree* dan *Naive Bayes* dalam klasifikasi sentimen positif dan negatif. Penelitian ini juga menggunakan teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) untuk mengatasi ketidakseimbangan data yang umum terjadi dalam dataset sentimen. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan literasi kesehatan digital serta menjadi referensi metodologis dalam pengaplikasian analisis sentimen pada konten edukasi di media sosial Indonesia.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi yang disajikan oleh Dokter Detektif. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen, memanfaatkan algoritma *Decision Tree* dan *Naive Bayes* sebagai teknik klasifikasi utama. Untuk tahapan metode penelitian, bisa di lihat pada Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian di bawah ini.



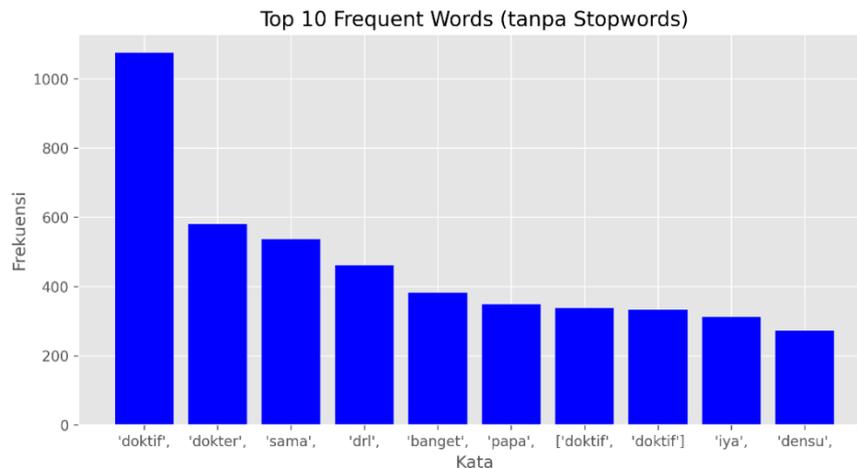
Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

### 2.1. Tinjauan Penelitian Terdahulu

Analisis sentimen di media sosial terus berkembang pesat seiring meningkatnya volume opini publik digital, terutama dalam domain kesehatan. Berbagai algoritma pembelajaran mesin telah diterapkan, dengan Decision Tree dan Naive Bayes menjadi metode yang populer karena efektivitasnya dalam klasifikasi teks. Studi ini menunjukkan bahwa Decision Tree mampu memberikan akurasi yang kompetitif dalam analisis sentimen terhadap data Twitter kesehatan masyarakat, dengan hasil yang mengungguli Naive Bayes dalam konteks tertentu [13]. Sementara itu, penelitian ini juga menegaskan keunggulan Decision Tree dibandingkan Naive Bayes dalam klasifikasi sentimen terkait layanan kesehatan digital, terutama ketika dikombinasikan dengan teknik balancing seperti SMOTE [14]. Berdasarkan temuan ini, penelitian ini memberikan kontribusi dengan menerapkan kedua algoritma tersebut untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap konten edukasi kesehatan di Twitter yang disampaikan oleh akun Dokter Detektif, yang belum banyak diteliti sebelumnya. Penggunaan teknik SMOTE juga diharapkan dapat meningkatkan akurasi model dalam menghadapi distribusi data yang tidak seimbang

### 2.2. Pengumpulan Data

Penelitian ini mengumpulkan data melalui proses *crawling* tweet di Twitter dengan menggunakan kata kunci "konten edukasi dokter detektif". Proses *scraping* dilakukan dengan memanfaatkan Twitter API menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Data yang diambil mencakup tweet dan balasan (reply), kemudian disimpan dalam format CSV untuk memudahkan proses analisis selanjutnya. Dari hasil *Crawling*, data yang berhasil dikumpulkan yaitu sebanyak 8.717 data dengan periode ngumpulan dari tanggal 22 Oktober 2024 sampai tanggal 1 Januari 2025 yang disimpan dengan nama "doktif.csv". **Gambar 2.** Top 10 Frequent Words menunjukkan Top 10 Frekuensi Kata (tanpa *Stopwords*) dalam dataset komentar yang digunakan dalam penelitian analisis sentimen ini. Kata "doktif" mendominasi dengan frekuensi lebih dari 1000 kali, diikuti oleh kata-kata seperti "dokter", "sama", "drl", dan "banget", yang frekuensinya berkisar antara 400 hingga 700 kali. Dominasi kata-kata ini menunjukkan fokus utama topik pembicaraan, yang tampaknya berkaitan dengan profesi dokter atau tokoh tertentu. Terdapat pula kata "[banget]", yang mungkin merupakan hasil pra-pemrosesan teks yang kurang optimal, mengindikasikan perlunya pembersihan data lebih lanjut. Secara keseluruhan, visualisasi ini memberikan gambaran umum karakteristik data teks, membantu dalam proses *feature extraction* untuk analisis sentimen



Gambar 2. Top 10 Frequent Words

### 2.3. Classifier Method

Decision Tree adalah algoritma supervised learning yang banyak digunakan dalam klasifikasi dan regresi, termasuk analisis sentimen [13]. Algoritma ini membagi dataset berdasarkan fitur tertentu untuk memisahkan sentimen positif dan negatif secara jelas. Dalam penelitian ini, Decision Tree digunakan untuk menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi Dokter Detektif. Pohon keputusan ini terdiri dari root node, internal nodes, dan leaf nodes yang menentukan kelas sentimen akhir. Pembentukan pohon didasarkan pada konsep Entropy dan Information Gain. Entropy mengukur ketidakpastian data, dengan rumus:

$$H(S) = - \sum(p_i * \log^2(p_i)) \quad (1)$$

Information Gain mengukur pengurangan ketidakpastian setelah pemisahan data oleh fitur tertentu, dengan rumus:

$$IG(S, A) = H(S) - \sum(|S_v|/|S| * H(S_v)) \quad (2)$$

Fitur dengan Information Gain tertinggi dipilih sebagai node keputusan berikutnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Decision Tree lebih unggul dibandingkan Naive Bayes dalam hal akurasi, presisi, recall, dan f1-score, baik sebelum maupun sesudah penerapan SMOTE [5]. Decision Tree juga lebih efektif dalam menangani data yang kompleks dan tidak linier. Penelitian sebelumnya, seperti yang tertera pada [15], dan [13], menunjukkan kinerja Decision Tree yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes dalam analisis sentimen Twitter dan IMDB. Visualisasi pohon keputusan menjadi keunggulan, karena memudahkan pemahaman proses pengambilan keputusan. Penelitian pada [16], juga mengonfirmasi efektivitas Decision Tree dalam analisis sentimen. Dengan keunggulan-keunggulan ini, Decision Tree terbukti lebih baik dalam penelitian ini untuk menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi Dokter Detektif.

### 2.4. Data Preprocessing

Data komentar pengguna Twitter yang masih tidak terstruktur dan tidak konsisten memerlukan proses *text preprocessing* terlebih dahulu sebelum dianalisis sentimennya. Setelah data dibersihkan, dilakukan proses pelabelan untuk menentukan sentimen pada setiap komentar. Proses *preprocessing* ini menggunakan *library NLTK* dan *spaCy* dalam bahasa pemrograman *Python*, dengan melalui beberapa tahapan, yaitu *Cleansing*, *Case Folding*, *Tokenizing*, *Stopword Removal*, *Stemming*, dan Pelabelan Data. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan data teks lebih terstandarisasi dan siap untuk dimasukkan ke dalam model *machine learning*. Berikut adalah penjelasan dari tahapan *preprocessing*:

- a. *Cleansing*: Dataset mentah melalui proses pembersihan (*cleansing*) untuk menghilangkan simbol, emoji, tanda baca, tautan URL, dan angka yang tidak relevan. Contoh hasil *cleansing* terdapat pada Tabel 1. *Cleansing*.

Tabel 1. *Cleansing*

<i>Text</i>	<i>Cleansing</i>
Tapi pasti kesel juga sih konsumen kalo udh keluar uang banyak tapi ternyata kandungan dlm skin carenya beda ama yg di claim.. jadi kayak beli KUCING dlm karung. Tau gtu beli yg murah ajah tp kualitas sama.. ðŸˆ¸	Tapi pasti kesel juga sih konsumen kalau sudah keluar uang banyak tapi ternyata kandungan dalam skin carenya beda sama yang di claim jadi kayak beli KUCING dalam karung tahu gtu beli yang murah ajah tapi kualitas sama
Hal begini biasa Persaingan bisnis ini MAH klau menurut gw ðŸˆ¸, ðŸˆ¸, ðŸˆ¸,	Hal begini biasa baru persaingan bisnis ini MAH klau menurut saya

- b. *Casefolding*: Dataset yang berisi huruf besar akan dikonversi menjadi huruf kecil melalui proses *case folding*. Contoh penerapan *casefolding* dapat dilihat pada Tabel 2. *Casefolding*

Tabel 2. *Casefolding*

<i>Cleansing</i>	<i>Casefolding</i>
Tapi pasti kesel juga sih konsumen kalau sudah keluar uang banyak tapi ternyata kandungan dalam skin carenya beda sama yang di claim jadi kayak beli KUCING dalam karung tahu gtu beli yang murah ajah tapi kualitas sama	tapi pasti kesel juga sih konsumen kalau sudah keluar uang banyak tapi ternyata kandungan dalam skin carenya beda sama yang di claim jadi kayak beli kucing dalam karung tahu gtu beli yang murah ajah tapi kualitas sama
Hal begini biasa baru persaingan bisnis ini MAH klau menurut saya	hal begini biasa baru persaingan bisnis ini mah klau menurut saya

- c. *Tokenize*: Setiap kalimat dalam komentar akan dipecah menjadi kata per kata melalui proses *tokenizing*. Misalnya, kalimat "konten edukasi dari dokter detektif sangat informatif" akan diubah menjadi "konten", "edukasi", "dari", "dokter", "detektif", dan "sangat informatif". Contoh hasil *tokenizing* dapat dilihat pada Tabel 3. *Tokenize*.

Tabel 3. *Tokenize*

<i>Casefolding</i>	<i>Tokenize</i>
tapi pasti kesel juga sih konsumen kalau sudah keluar uang banyak tapi ternyata kandungan dalam skin carenya beda sama yang di claim jadi kayak beli kucing dalam karung tahu gtu beli yang murah ajah tapi kualitas sama	['tapi', 'pasti', 'kesel', 'juga', 'sih', 'konsumen', 'kalau', 'sudah', 'keluar', 'uang', 'banyak', 'tapi', 'ternyata', 'kandungan', 'dalam', 'skin', 'carenya', 'beda', 'sama', 'yang', 'di', 'claim', 'jadi', 'kayak', 'beli', 'kucing', 'dalam', 'karung', 'tahu', 'gtu', 'beli', 'yang', 'murah', 'ajah', 'tapi', 'kualitas', 'sama']
hal begini biasa baru persaingan bisnis ini mah klau menurut saya	['hal', 'begini', 'biasa', 'baru', 'persaingan', 'bisnis', 'ini', 'mah', 'kalau', 'menurut', 'saya']

- d. *Stopword Removal*: Kata-kata penghubung atau kata-kata yang tidak memiliki makna penting dalam kalimat, seperti "di", "ke", "dari", atau "yang", perlu dihapus untuk meningkatkan kualitas data teks. Contoh penerapan *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 4. *Stopword Removal*.

Tabel 4. *Stopword Removal*

<i>Tokenize</i>	<i>Stopword Removal</i>
['bang', 'denu', 'bicara', 'nya', 'yang', 'sopan', 'lah', 'sama', 'doktif', 'masa', 'bilang', 'nya', 'orng', 'ini']	['bang', 'denu', 'bicara', 'sopan', 'lah', 'sama', 'doktif', 'masa', 'bilang', 'orng']

['bersyukur', 'ada', 'nya', 'dokter', 'jadi', 'masyarakat', 'terbuka', 'mata', 'mata', 'nya', 'untuk', 'tidak', 'tertipu', 'lagi', 'tertipu', 'sm']  
'sm']

- e. *Stemming*: Pada tahap ini, kata-kata berimbuhan akan diubah ke bentuk dasar melalui proses *stemming*. Misalnya, kata "mainan" akan diubah menjadi "main". Contoh hasil *stemming* dapat dilihat pada Tabel 5. *Stemming*.

Tabel 5. *Stemming*

<i>Casefolding</i>	<i>Stemming</i>
ternyata drl memang mirip suneco pinter drama tipu orang agar dikasihani	['nyata', 'drl', 'mirip', 'suneo', 'pinter', 'drama', 'tipu', 'kasihan']
untung ada dokter baru suneco memang dasar	['untung', 'dokter', 'suneo', 'dasar']

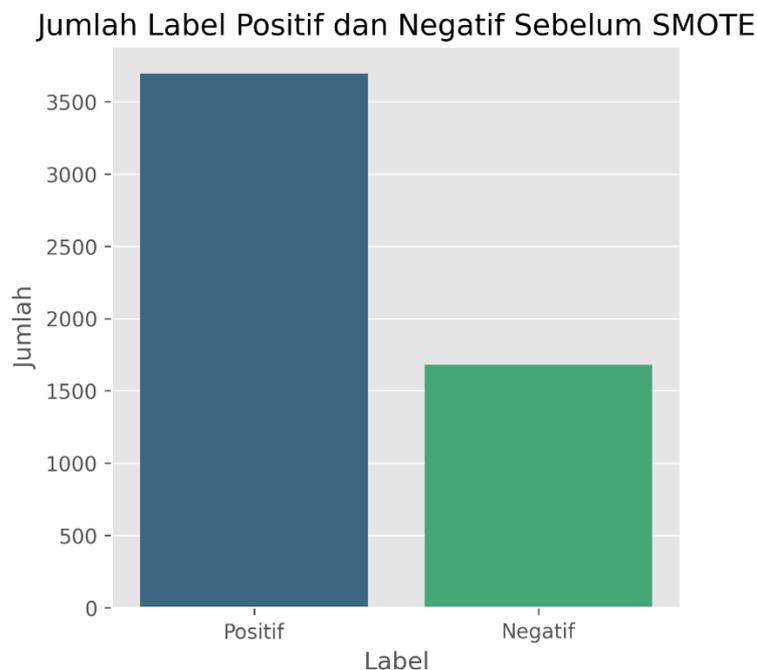
- f. *Pelabelan*: Pada tahap ini, dataset akan diberi label sentimen, yaitu positif atau negatif. Proses pelabelan dilakukan secara manual dengan menentukan sentimen berdasarkan teks yang terdapat pada data. Contoh hasil pelabelan data dapat dilihat pada Tabel 6. *Pelabelan*

Tabel 6. *Pelabelan*

<i>Text</i>	<i>Label</i>
yah pokoknya intinya dokter ini sangat mengedukasi masyarakat untuk lebih bijak lagi memilih skincare yang sehat dan aman untuk wajah kita	Positif
sekali lagi saya komen saya tidak kenal mereka berdua entah drl atau dokter tapi entah kenapa cara penyampaian dokter lebih ke menggiring opini agar pada benci kepada drl saya netral hanya melihat dari perspektif saya sendiri i love kamu all	Negatif

### 2.5. *Klasifikasi*

Model klasifikasi adalah proses pengelompokan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik dan pola yang terdapat dalam dataset. Dalam penelitian ini, klasifikasi sentimen dilakukan untuk membedakan antara sentimen positif dan sentimen negatif dari tweet pengguna Twitter terkait konten edukasi Dokter Detektif. Proses ini memanfaatkan model matematis yang dilatih menggunakan algoritma *machine learning* untuk membuat prediksi otomatis pada data baru. Pada penelitian ini, digunakan dua algoritma klasifikasi, yaitu *Decision Tree* dan *Naive Bayes*. *Decision Tree* bekerja dengan memecah dataset menjadi sub-kelompok melalui pohon keputusan, sedangkan *Naive Bayes* menggunakan pendekatan probabilistik berdasarkan *teorema Bayes*. Kedua algoritma ini dipilih karena memiliki pendekatan yang berbeda, sehingga memungkinkan untuk membandingkan performanya dalam klasifikasi sentimen. Tujuan utama dari model klasifikasi ini adalah untuk menghasilkan prediksi yang akurat dan konsisten, terutama dalam menganalisis sentimen pengguna terhadap konten edukatif di media sosial. Dengan model klasifikasi yang baik, diharapkan hasil analisis sentimen dapat membantu pengelola konten dalam memahami opini publik dan meningkatkan kualitas informasi yang disampaikan. Dalam proses evaluasi model, digunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* untuk mengukur kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen. *Decision Tree* menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan *Naive Bayes*, baik dalam prediksi sentimen positif maupun negatif, terutama setelah optimasi data *imbalance* dengan SMOTE dilakukan. Dengan pendekatan klasifikasi yang tepat, model ini tidak hanya memperbaiki akurasi prediksi, tetapi juga meminimalkan bias dalam menganalisis sentimen pengguna, sehingga memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai persepsi publik terhadap konten edukasi Dokter Detektif. Setelah melakukan klasifikasi, Berikut adalah Jumlah Sentimen pada data seperti pada Gambar 3. Jumlah Sentimen Pada Data Sebelum SMOTE.



Gambar 3. Jumlah Sentimen Pada Data Sebelum SMOTE

## 2.6. Optimasi Data *Imbalance*

Optimasi data *imbalance* adalah proses untuk mengatasi ketidakseimbangan data antar kelas dalam dataset, terutama ketika satu kelas memiliki jumlah data yang jauh lebih banyak dibandingkan dengan kelas lainnya. Masalah ini sering terjadi dalam analisis sentimen, di mana jumlah komentar positif dan negatif di Twitter mengenai konten edukasi Dokter Detektif tidak seimbang. Ketidakseimbangan data ini dapat menyebabkan model *machine learning* menjadi bias terhadap kelas mayoritas, sehingga akurasi prediksi untuk kelas minoritas menjadi rendah. Dalam penelitian ini, masalah ketidakseimbangan data ditemukan pada label sentimen, di mana data sentimen positif jauh lebih banyak dibandingkan dengan data sentimen negatif. Sebelum dilakukan optimasi, jumlah label positif mencapai 3694, sedangkan label negatif hanya 1680, seperti yang ditampilkan pada grafik distribusi data sebelum SMOTE. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan metode SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). SMOTE bekerja dengan cara menambah jumlah data pada kelas minoritas secara *artifisial*, dengan menciptakan data sintetis baru berdasarkan karakteristik tetangga terdekat dari data asli di kelas minoritas. Dalam kasus ini, SMOTE diterapkan untuk meningkatkan jumlah data sentimen negatif agar sebanding dengan jumlah data sentimen positif. Proses penerapan SMOTE dalam penelitian ini dilakukan setelah pembagian data latih dan uji. Setelah data dilatih dengan *Decision Tree* dan *Naive Bayes*, SMOTE diterapkan pada data latih untuk menyeimbangkan jumlah data antar kelas. Setelah proses *resampling*, jumlah data pada kelas positif dan negatif menjadi seimbang, yaitu 3694 data positif dan 3694 data negatif. Dengan menyeimbangkan data antar kelas, model *machine learning* dapat belajar dengan lebih baik dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat, terutama dalam mendeteksi sentimen negatif yang sebelumnya kurang terwakili dalam dataset asli. Hal ini juga tercermin dalam peningkatan performa model setelah SMOTE diterapkan, di mana akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dari model *Decision Tree* menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan sebelum optimasi data *imbalance*. Optimasi ini tidak hanya meningkatkan akurasi model, tetapi juga mengurangi bias akibat ketidakseimbangan data, sehingga model menjadi lebih andal dalam menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi Dokter Detektif.

## 2.7. Evaluasi

Evaluasi model merupakan tahap krusial dalam penelitian analisis sentimen untuk menilai kinerja model *machine learning* yang telah dilatih. Pada tahap ini, dilakukan pengukuran performa model dengan membandingkan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dari algoritma *Decision Tree* dan *Naive Bayes* dalam

mengklasifikasikan sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi Dokter Detektif. Proses evaluasi model bertujuan untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengenali sentimen positif dan negatif pada komentar pengguna di Twitter. Dengan menggunakan metrik evaluasi yang komprehensif, hasil prediksi model dapat diukur secara objektif, tidak hanya dari sisi akurasi, tetapi juga kemampuan model dalam mendeteksi kelas minoritas (sentimen negatif) setelah optimasi data *imbalance* dengan SMOTE. *Decision Tree* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan *Naive Bayes*, terutama dalam mengatasi bias prediksi pada kelas minoritas. Hasil ini menunjukkan bahwa *Decision Tree* lebih tepat digunakan dalam penelitian ini, memberikan prediksi yang lebih akurat dan konsisten dalam menganalisis sentimen pengguna terhadap konten edukasi Dokter Detektif di Twitter.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Analisis Hasil Pengujian Sebelum dan Setelah Optimasi dengan SMOTE

Pada tahap ini, dilakukan analisis hasil model klasifikasi dengan menggunakan algoritma *Decision Tree* dan *Naive Bayes* dalam menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap konten edukasi Dokter Detektif. Untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif, hasil pengujian model akan ditampilkan dalam dua tabel, yaitu sebelum optimasi data *imbalance* dan setelah penerapan SMOTE. Data uji yang digunakan pada tiap tabel adalah sebanyak 1.075, Berikut adalah hasil perbandingan yang terdapat pada Tabel 7. Hasil Perbandingan Sebelum SMOTE.

Tabel 7. Hasil Perbandingan Sebelum SMOTE

<i>Model</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
<i>Naive Bayes</i>	74%	83%	62%	61%
<i>Decision Tree</i>	84%	83%	81%	82%

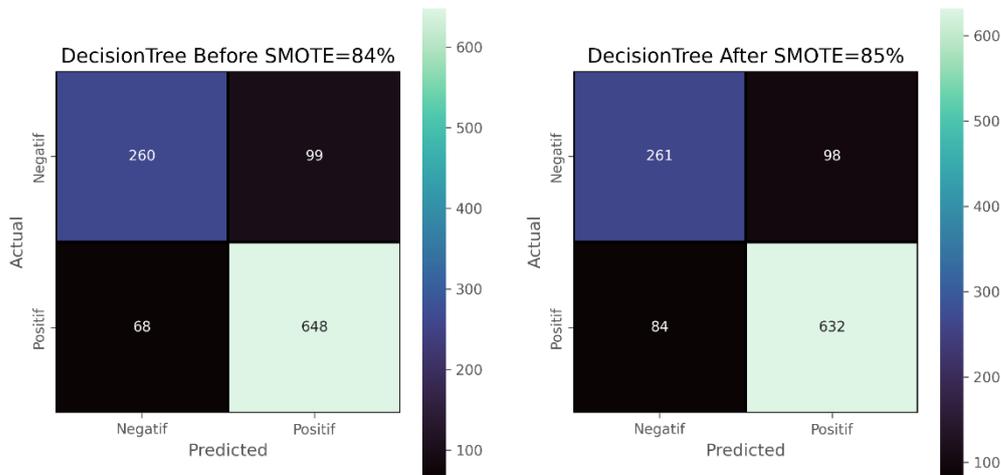
Tabel 7 menunjukkan performa model sebelum SMOTE, di mana dataset masih dalam kondisi tidak seimbang antara sentimen positif dan sentimen negatif. Dalam kondisi ini, jumlah data sentimen positif jauh lebih banyak dibandingkan dengan sentimen negatif, yang berpotensi menyebabkan model *machine learning* menjadi bias terhadap kelas mayoritas. *Naive Bayes* cenderung menunjukkan akurasi tinggi, namun dengan presisi dan *recall* yang rendah pada kelas minoritas (sentimen negatif). Sebaliknya, *Decision Tree* memberikan hasil yang lebih stabil, tetapi masih terlihat adanya ketidakseimbangan performa model dalam mendeteksi sentimen negative, Berikut adalah hasil setelah Optimasi dapat dilihat pada Tabel 8. Hasil Perbandingan Setelah SMOTE di bawah.

Tabel 8. Hasil Perbandingan Setelah SMOTE

<i>Model</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
<i>Naive Bayes</i>	76%	75%	78%	75%
<i>Decision Tree</i>	85%	82%	81%	81%

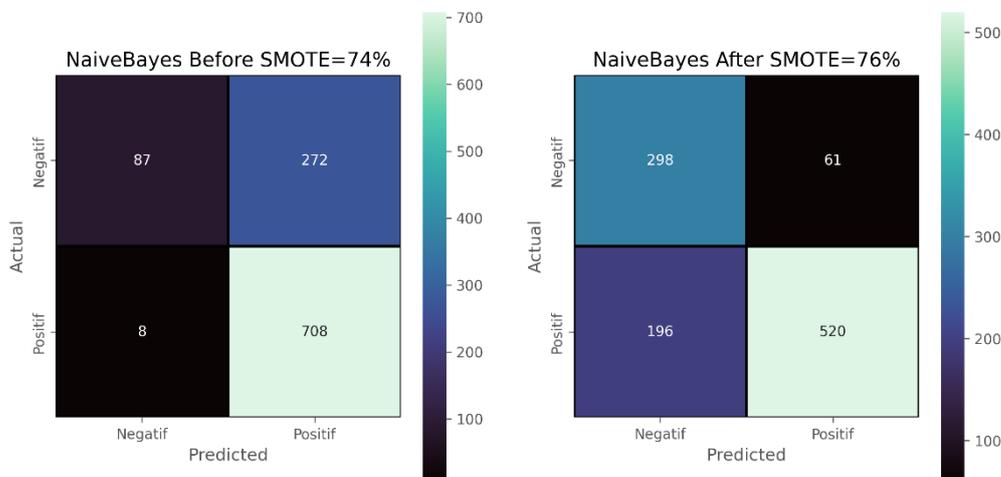
Tabel 8 menampilkan hasil evaluasi model setelah optimasi data *imbalance* menggunakan SMOTE. Dengan penerapan SMOTE, jumlah data pada kelas sentimen negatif berhasil dinaikkan hingga seimbang dengan jumlah data sentimen positif. Hasil pengujian menunjukkan peningkatan signifikan pada model *Decision Tree*, di mana akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* menjadi lebih konsisten pada kedua kelas sentimen. Sementara itu, *Naive Bayes* juga mengalami peningkatan performa, namun masih terlihat sedikit bias pada kelas mayoritas. Gambar 4 merupakan hasil jumlah sentimen pada data setelah SMOTE.





Gambar 6. Decision tree Confusion Matrix

Confusion matrix pada metode Decision Tree menunjukkan performa yang baik, baik sebelum maupun sesudah diterapkannya SMOTE. Sebelum SMOTE, model mencapai akurasi 84% dengan jumlah klasifikasi benar yang cukup tinggi pada kedua kelas. Setelah SMOTE diterapkan, akurasi meningkat menjadi 85% dengan distribusi prediksi yang semakin seimbang dan konsisten. Hal ini menunjukkan bahwa Decision Tree mampu menangani ketidakseimbangan data dengan baik, Serta mempertahankan performa tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Sebaliknya, pada metode Naive Bayes, performa cenderung lebih rendah dan kurang stabil.



Gambar 7. Naive Bayes Confusion Matrix

Sebelum SMOTE, akurasi hanya 74% dengan kesalahan klasifikasi yang cukup besar pada sentimen negatif. Setelah SMOTE diterapkan, akurasi naik menjadi 76%, namun jumlah kesalahan pada sentimen positif justru meningkat. Ini menunjukkan bahwa Naive Bayes cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan kurang efektif dalam menangani ketidakseimbangan data. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode Decision Tree lebih unggul dan lebih cocok digunakan dalam penelitian analisis sentimen terhadap konten edukasi “Dokter Detektif” di Twitter di bandingkan dengan naive bayes dengan perbandingan akurasi sebanyak 76% dan 85% setelah SMOTE.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan metode SMOTE efektif dalam meningkatkan kinerja model Decision Tree dalam klasifikasi sentimen terhadap konten edukasi Dokter Detektif di Twitter. Peningkatan akurasi dari 84% menjadi 85% memang hanya sebesar 1%, namun peningkatan ini disertai dengan hasil prediksi yang lebih seimbang dan stabil antara kelas positif dan negatif. Hal ini terlihat dari perbaikan pada confusion matrix dan konsistensi nilai recall serta f1-score, khususnya untuk kelas minoritas, yang mengalami kenaikan performa sekitar 3%–6%. Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan pendekatan analisis sentimen berbasis Decision Tree yang dikombinasikan dengan SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data dalam konteks edukasi kesehatan digital. Temuan ini relevan secara praktis bagi pembuat konten edukatif seperti Dokter Detektif untuk mengevaluasi dan menyusun strategi penyampaian informasi berbasis respons publik yang terukur. Sebagai tindak lanjut, penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji metode klasifikasi lain seperti ensemble learning (misalnya Random Forest atau XGBoost), pendekatan deep learning seperti LSTM, serta pengembangan ke arah klasifikasi multi-label agar dapat menangkap keragaman ekspresi sentimen di media sosial secara lebih komprehensif.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. Moorhead, D. E. Hazlett, L. Harrison, J. K. Carroll, A. Irwin, and C. Hoving, "A New Dimension of Health Care: Systematic Review of the Uses, Benefits, and Limitations of Social Media for Health Communication," *J. Med. Internet Res.*, vol. 15, no. 4, p. e85, Apr. 2013, doi: 10.2196/jmir.1933.
- [2] J. H. Kietzmann, K. Hermkens, I. P. McCarthy, and B. S. Silvestre, "Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media," *Bus. Horiz.*, vol. 54, no. 3, pp. 241–251, May 2011, doi: 10.1016/j.bushor.2011.01.005.
- [3] W. Medhat, A. Hassan, and H. Korashy, "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey," *Ain Shams Eng. J.*, vol. 5, no. 4, pp. 1093–1113, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.asej.2014.04.011.
- [4] K. Ravi and V. Ravi, "A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 89, pp. 14–46, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.knosys.2015.06.015.
- [5] C. Ruiz-Núñez *et al.*, "Sentiment Analysis on Twitter: Role of Healthcare Professionals in the Global Conversation during the AstraZeneca Vaccine Suspension," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 20, no. 3, p. 2225, Jan. 2023, doi: 10.3390/ijerph20032225.
- [6] Y. Qiu, C. Xiao, and J. Li, "Service quality evaluation of county-level public hospitals in Chongqing under smart healthcare," *BMC Health Serv. Res.*, vol. 24, no. 1, p. 1492, Nov. 2024, doi: 10.1186/s12913-024-11976-z.
- [7] N. Ritha *et al.*, "Sentiment Analysis of Health Protocol Policy Using K-Nearest Neighbor and Cosine Similarity," in *Proceedings of the 1st International Conference on Sustainable Engineering Development and Technological Innovation, ICSEDTI 2022, 11-13 October 2022, Tanjungpinang, Indonesia*, EAI, 2023. doi: 10.4108/eai.11-10-2022.2326274.
- [8] N. Hu, "Sentiment Analysis of Texts on Public Health Emergencies Based on Social Media Data Mining," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2022, pp. 1–7, Aug. 2022, doi: 10.1155/2022/3964473.
- [9] M. Haris Humaidi, Sutrisno, and P. Widyo Laksono, "Implementation of Machine Learning for Text Classification Using the Naive Bayes Algorithm in Academic Information Systems at Sebelas Maret University Indonesia," *E3S Web Conf.*, vol. 465, p. 02048, Dec. 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202346502048.
- [10] J. R. Quinlan, "Improved Use of Continuous Attributes in C4.5," *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 4, pp. 77–90, Mar. 1996, doi: 10.1613/jair.279.
- [11] Y. Akbar and T. Sugiharto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter di Indonesia Terhadap ChatGPT Menggunakan Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes (Yuma Akbar 1\*, Tri Sugiharto 2 ) Analisis Sentimen Pengguna Twitter di Indonesia Terhadap ChatGPT Menggunakan Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 115–122, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55338/saintek.v4i3.1368>
- [12] A. Syafrianto, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree Pada Sentimen Analisis," *Indones. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 1, no. 2, Jul. 2022, doi: 10.59095/ijcsr.v1i2.11.
- [13] N. C. Ramadani, I. Tahyudin, and A. Shouni Barkah, "Perbandingan Algoritma Support Vector Machine, Decision Tree, dan Logistic Regression Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Netflix," *J. Nas. Teknol.*

- dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 110–117, Aug. 2024, doi: 10.25077/TEKNOSI.v10i2.2024.110-117.
- [14] R. Puspita and A. Widodo, “Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 646, Dec. 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.7622.
- [15] A. Gangwar and T. Mehta, “Sentiment Analysis of Political Tweets for Israel Using Machine Learning,” *Springer Proc. Math. Stat.*, vol. 401, no. Icmlbda, pp. 191–201, 2023, doi: 10.1007/978-3-031-15175-0\_15.
- [16] T. A. Q. Putri, A. Triayudi, and R. T. Aldisa, “Implementasi Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Terhadap Kepuasan Pelanggan Starbucks,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 641–649, Jan. 2023, doi: 10.47065/josh.v4i2.2949.