

Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dan Random Forest untuk Melakukan Analisis Sentimen Cyberbullying Generasi Z Pada Twitter

Ervin Danuarta, Debby Alita*

Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Sistem Informasi, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia

Email: ¹ervin_danuarta@teknokrat.ac.id, ^{2,*}debbyalita@teknokrat.ac.id

Email Penulis Korespondensi: debbyalita@teknokrat.ac.id

Submitted: 04/02/2025; Accepted: 05/03/2025; Published: 07/03/2025

Abstrak—Cyberbullying merupakan masalah sosial yang signifikan, khususnya bagi Generasi Z, yang aktif menggunakan media sosial seperti Twitter, Instagram, dan TikTok. Dampaknya sangat negatif terhadap kesehatan mental korban, seperti rasa terisolasi, hilangnya rasa percaya diri, dan ketidakamanan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dua algoritma pembelajaran mesin yaitu, Naive Bayes dan Random Forest, dalam analisis sentimen terkait cyberbullying pada Generasi Z melalui platform Twitter. Metode penelitian melibatkan pengumpulan dan preprocessing data dari 5505 tweet, yang kemudian dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%). Penelitian juga mengaplikasikan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Hasil awal menunjukkan bahwa sebelum penerapan SMOTE, Naive Bayes memiliki akurasi 92% dan Random Forest mencapai 94%. Setelah penerapan SMOTE, performa kedua algoritma mengalami perubahan. Akurasi Naive Bayes menurun menjadi 89%, dengan precision meningkat dari 92% menjadi 99% untuk sentimen negatif, tetapi recall turun dari 100% menjadi 79%, menghasilkan F1-Score 88%. Sebaliknya, Random Forest menunjukkan peningkatan signifikan, dengan akurasi mencapai 100%, precision dan recall untuk sentimen negatif tetap 100%, serta F1-Score meningkat dari 97% menjadi 100%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa Random Forest, dengan penerapan SMOTE, memberikan performa yang lebih stabil dan efektif dibandingkan Naive Bayes dalam analisis sentimen cyberbullying. Hasil ini diharapkan dapat mendukung pengembangan teknologi analisis teks serta upaya pencegahan cyberbullying pada Generasi Z.

Kata Kunci: Cyberbullying; Generasi Z; Analisis Sentimen; Naive Bayes; Random Forest; SMOTE, Twitter

Abstract—Cyberbullying is a significant social problem, especially for Generation Z, who actively use social media such as Twitter, Instagram and TikTok. It has a very negative impact on the victim's mental health, such as a sense of isolation, loss of confidence, and insecurity. This study aims to compare the performance of two machine learning algorithms, namely Naive Bayes and Random Forest, in sentiment analysis related to cyberbullying in Generation Z through the Twitter platform. The research method involved collecting and preprocessing data from 5505 tweets, which were then divided into training data (80%) and test data (20%). The research also applied Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) to overcome data imbalance. Preliminary results show that before the application of SMOTE, Naive Bayes had an accuracy of 92% and Random Forest reached 94%. After the application of SMOTE, the performance of both algorithms changed. Naive Bayes accuracy decreased to 89%, with precision increasing from 92% to 99% for negative sentiments, but recall dropped from 100% to 79%, resulting in an F1-Score of 88%. In contrast, Random Forest showed significant improvement, with accuracy reaching 100%, precision and recall for negative sentiment remaining 100%, and F1-Score increasing from 97% to 100%. This study concludes that Random Forest, with the application of SMOTE, provides more stable and effective performance than Naive Bayes in cyberbullying sentiment analysis. These results are expected to support the development of text analysis technology and efforts to prevent cyberbullying in Generation Z.

Keywords: Cyberbullying; Generation Z; Sentiment Analysis; Naive Bayes; Random Forest; SMOTE; Twitter

1. PENDAHULUAN

Cyberbullying merupakan bentuk perundungan yang terjadi melalui platform digital, seperti media sosial, yang telah menjadi masalah serius dalam masyarakat modern. Fenomena ini memiliki dampak negatif yang signifikan pada kesehatan mental, terutama di kalangan Generasi Z [1]. Generasi Z tergolong kelompok generasi yang sebagian besar lahir antara tahun 1996 hingga 2012 [2]. Generasi ini merupakan pengguna media sosial yang sangat aktif dan cenderung menghabiskan waktu yang cukup lama di platform seperti Twitter, Instagram, dan TikTok. Hal ini membuat mereka lebih rentan menjadi target maupun pelaku cyberbullying [3]. Di Twitter, opini publik tentang cyberbullying sering tercermin melalui komentar, tweet, atau diskusi. Dengan meningkatnya jumlah data yang tersedia di platform ini, analisis sentimen dapat memberikan wawasan yang berharga tentang persepsi masyarakat terhadap isu tersebut, termasuk pengalaman korban dan pandangan publik terhadap perilaku intimidasi di dunia maya [4].

Menurut data UNICEF, 45% remaja Indonesia berusia 14-24 tahun pernah mengalami cyberbullying. Dari jumlah tersebut, 45% mengalami pelecehan melalui aplikasi pesan, 41% menjadi korban penyebaran foto atau video tanpa izin, dan sisanya mengalami bentuk perundungan daring lainnya [5]. Masalah sosial yang kerap terjadi pada kelompok usia yang aktif di media sosial, seperti Twitter perlu menangkap persepsi publik tentang fenomena ini melalui analisis sentimen dengan menentukan algoritma terbaik untuk menganalisis sentimen data media sosial yang cenderung tidak terstruktur guna menghasilkan data yang akurat, dan memberikan kontribusi terhadap upaya memahami serta menangani isu cyberbullying pada Generasi Z [6]. Algoritma Naive Bayes dan Random Forest merupakan dua teknik pembelajaran mesin yang sering digunakan untuk klasifikasi teks. Meskipun keduanya memiliki kekuatan dan kelemahan masing-masing, belum banyak studi yang membandingkan kinerja keduanya secara langsung dalam konteks analisis sentimen tentang cyberbullying pada Generasi Z di Twitter.

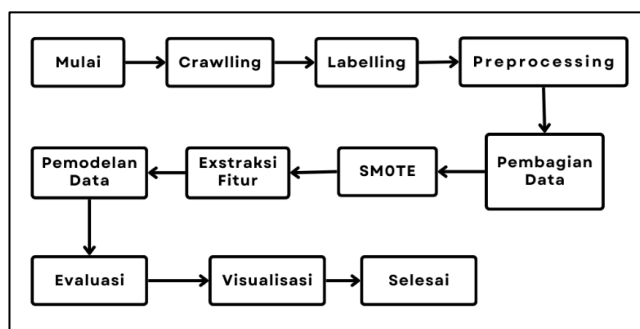
Beberapa penelitian terkait masalah dan solusi serupa telah dilakukan mengajukan pendekatan melalui analisis sentimen, dengan penekanan pada teknik vektorisasi. Pendekatan ini menggabungkan tiga teknik vektorisasi utama, yaitu LSTM, Word2Vec, dan TF-IDF, dengan tiga model klasifikasi utama: Random Forest, Naive Bayes, dan Gradient Boosting. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan LSTM dalam kaitannya dengan algoritma Random Forest memunculkan akurasi tertinggi, mencapai 92.5%, dengan kemampuan mengenali pola sentimen yang kompleks. Sementara Naive Bayes memiliki akurasi yang lebih rendah [7]. Penelitian lain dihasilkan output berupa klasifikasi sentimen Cyberbullying yang telah melewati preprocessing diperoleh akurasi menggunakan metode Naive Bayes sebesar 86% menghasilkan pembuktian untuk topik Cyberbullying, sehingga algoritma tersebut dapat diterapkan untuk klasifikasi analisis sentimen pada data yang lain [8]. Penelitian terkait menggunakan analisis sentimen melalui media sosial twitter untuk mengukur nilai akurasi menggunakan algoritma SVM (support vector machine). Analisis sentimen dengan melakukan crawling pada data twitter sebanyak 1000 data tweet yang berbahasa Indonesia menggunakan tools RapidMiner. Dan Klasifikasi dengan algoritma SVM (Support Vector Machine) ini mendapatkan akurasi sebesar 92% dengan pengujian pada proporsi 80:20 yaitu 80% data latih dan 20% data testing. Dari 998 data yang sudah dilakukan preprocessing, mendapatkan 625 data pada kelas positif dan 374 data pada kelas negatif [9].

Berdasarkan masalah yang telah diuraikan sebelumnya serta penelitian-penelitian terkait, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua algoritma Naive Bayes dan Random Forest untuk melakukan analisis sentimen cyberbullying generasi z pada twitter. Tidak seperti penelitian sebelumnya, penelitian ini lebih memfokuskan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dan Random Forest [10]. Pada penelitian yang lain tekanan dari cyberbullying juga dapat memiliki dampak signifikan terhadap kesehatan mental seseorang, korban akan merasa terisolasi secara sosial, kehilangan rasa percaya diri, dan merasa tidak aman di lingkungan digital maupun nyata [11]. Hasil penelitian ini dari membandingkan performa algoritma Naive Bayes dan Random Forest diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan pada pengembangan teknologi analisis teks, penanganan isu sosial di media sosial, dan pencegahan cyberbullying terhadap Generasi Z.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Analisis Sentimen

Tahapan metode penelitian dalam studi ini menggunakan komentar tweet di Twitter yang berisi kata kunci seperti Cyberbullying, Perundungan, Body Shaming dan Gen Z. Secara umum, analisis sentimen digunakan untuk memprediksi kecenderungan opini atau pandangan masyarakat terhadap suatu isu, apakah bersifat positif, atau negatif. Selanjutnya, dilakukan Preprocessing data yang mencakup cleansing, case folding, tokenizing, stopword, dan stemming. Setelah proses Preprocessing selesai, data yang memiliki distribusi tidak seimbang diatasi dengan menerapkan metode SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) untuk menciptakan distribusi kelas yang lebih seimbang, sehingga dapat meningkatkan kinerja model secara optimal untuk menghasilkan data yang siap dianalisis. Tahapan berikutnya adalah memasukkan data yang telah diproses ke dalam tahap pemodelan menggunakan algoritma Naive Bayes dan Random Forest. Setelah model dibangun, dilakukan evaluasi untuk mengukur tingkat akurasi dan kinerja model secara keseluruhan. Proses ini diakhiri dengan visualisasi hasil analisis untuk mempermudah mendefinisikan data dan memberikan gambaran yang jelas mengenai temuan penelitian. Penjelasan lebih rinci terkait metode penelitian ini dapat dilihat pada ilustrasi yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Pada proses pengumpulan data, data yang digunakan bersumber dari media sosial Twitter [12]. Tahapan dilakukan dengan memanfaatkan bahasa pemrograman Python yang dioperasikan menggunakan Google Colaboratory [13]. Hal ini bertujuan untuk memudahkan dalam melakukan analisis sentimen yang akan dilakukan oleh peneliti. Dengan keyword yang digunakan dalam pengumpulan data ini meliputi "Cyberbullying, Perundungan, Body Shaming dan Gen Z" [14].

2.3 Pelabelan Data

Pemberian label pada data bertujuan untuk memberikan identitas tertentu pada data agar kualitas hasil klasifikasi dapat ditingkatkan. Proses pelabelan dilakukan untuk mengetahui di mana opini atau pandangan seseorang digunakan sebagai acuan dalam menentukan apakah suatu tweet mengandung sentimen positif atau negatif. Tweet yang dianggap memiliki kalimat yang baik serta memberikan nilai konstruktif akan diberi label sebagai sentimen positif, sedangkan tweet yang dinilai mengandung kalimat kurang baik dan tidak konstruktif akan diberi label sebagai sentimen negatif [15].

2.4 Preprocessing

Tahap preprocessing data adalah proses persiapan data mentah agar siap untuk digunakan dalam analisis atau model pembelajaran mesin [16]. Preprocessing sangat penting karena kualitas data yang digunakan dapat berdampak signifikan pada kinerja model. Teknik yang digunakan dalam pra-proses data meliputi Cleansing, Case Folding, Tokenizing, stopword, dan Stemming [17]. Berikut beberapa tahapan penelitian pada proses preprocessing :

- Cleansing adalah proses pembersihan data teks dari komponen yang tidak diperlukan, yang bertujuan untuk membersihkan serta mempersiapkan data sehingga siap digunakan dalam analisis atau pembuatan model. Komponen yang akan dihilangkan antara lain simbol emoticon, hashtag, username account, retweet, link URL, dan alamat website [18].
- Case Folding merupakan proses merubah semua karakter alphabet menjadi seragam yaitu kecil semua (lower case) [19].
- Tokenizing adalah tahapan memecah sebuah kalimat atau teks menjadi kata-kata individu yang disebut token. Proses ini memudahkan dalam menghitung jumlah kemunculan masing-masing kata dalam teks tersebut [20].
- Stopword removal bertujuan untuk menyederhanakan data dan memusatkan perhatian pada kata-kata kunci yang mencerminkan sentimen. Dengan menghilangkan kata-kata umum seperti "ke", "di", "dan", "atau", yang tidak memiliki pengaruh besar terhadap analisis sentimen, efisiensi serta akurasi model dapat ditingkatkan [21].
- Stemming merupakan tahap ini dilakukan proses mengubah kata-kata pada data tweet yang memiliki kata imbuhan menjadi kata dasar melalui filtering [22].

2.5 Pembagian Data

Dalam penelitian ini menggunakan perbandingan rasio 80:20, 80% data dialokasikan untuk pelatihan (data training), sementara 20% sisanya digunakan untuk pengujian (data testing) [23]. Semakin banyak data yang digunakan untuk pelatihan, semakin baik kemampuan machine learning dalam mengenali serta memahami pola-pola dalam data. Model pelatihan data merupakan bentuk pembelajaran yang digunakan untuk memprediksi kelas pada data baru atau data yang belum pernah dilihat sebelumnya [24].

2.6 SMOTE

Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) adalah metode untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas pada dataset. Metode ini membuat data sintesis dengan menginterpolasi data minoritas yang ada, sehingga meningkatkan jumlah data kelas minoritas. Hal ini membantu model pembelajaran mesin belajar lebih baik dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat, sehingga distribusi data menjadi lebih seimbang [25].

2.7 Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) adalah langkah penting dalam pemrosesan teks untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik sebelum dilakukan proses klasifikasi [26]. Tujuan dari tahap ini adalah untuk memberikan bobot pada kata-kata dalam dokumen berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam dokumen tertentu dibandingkan dengan dokumen lain [27]. Rumus TF-IDF dapat dilihat pada persamaan 1.

$$TF * IDF(d, t) = TF(d, t) * \log \frac{N}{df(t)} \quad (1)$$

TF(d,t) mengukur frekuensi kata dalam dokumen, sementara IDF(t) memberikan bobot lebih rendah pada kata yang sering muncul. N adalah total dokumen, dan df(t) adalah jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut.

2.8 Pembangunan Model

Pada tahap ini, data akan diklasifikasikan menggunakan dua algoritma, yaitu Naïve Bayes dan Random Forest. Data yang telah dipisahkan sebelumnya akan dimanfaatkan untuk membangun model. Dalam pembangunan model ini menggunakan bahasa pemrograman python dengan library sklearn. Setelah model selesai dibuat, data uji akan digunakan untuk mengevaluasi model tersebut. Berikut adalah penjelasan dari kedua algoritma tersebut.

2.8.1 Naïve Bayes

Algoritma Naive Bayes Classifier adalah metode klasifikasi berbasis probabilitas yang memprediksi kemungkinan di masa depan berdasarkan data dari masa lalu, sehingga dikenal dengan teorema Bayes. Pendekatan Naive Bayes

mengasumsikan secara sederhana bahwa setiap atribut saling independen. Asumsi ini membuat proses klasifikasi menjadi lebih sederhana dan menjadikannya cukup efektif dalam penerapannya [28]. Rumus Naive Bayes dapat dilihat pada persamaan 2.

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)} \tag{2}$$

$P(C|X)$ merupakan probabilitas kelas C (positif/negatif) diberikan data X. $P(X|C)$ merupakan probabilitas data X muncul dalam kelas C. $P(C)$ merupakan probabilitas awal kelas C. Dan $P(X)$ merupakan probabilitas keseluruhan dari data X.

2.8.2 Random Forest

Algoritma Random Forest adalah pengembangan dari metode CART yang mengadopsi teknik bootstrap aggregating (bagging) dan random feature selection (Breiman, 2001). Dalam algoritma ini, sejumlah besar pohon keputusan dibangun hingga membentuk sebuah hutan (forest), yang kemudian dianalisis sebagai satu kesatuan [29].Rumus dapat dilihat pada persamaan 3.

$$f(x) = Avarage(f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \tag{3}$$

Persamaan ini menggambarkan bagaimana Random Forest membuat prediksi berdasarkan hasil dari banyak pohon keputusan (decision trees). $f(x)$ adalah prediksi akhir dari model Random Forest untuk input x . $(f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ merupakan hasil prediksi dari masing-masing ke-n pohon dalam hutan.

2.9 Evaluasi Model

Proses evaluasi yang digunakan melibatkan metode Confusion Matrix, yang umum digunakan untuk menghitung akurasi dan mengevaluasi model klasifikasi. Confusion Matrix tidak hanya sekedar tabel, tetapi alat penting dalam evaluasi model klasifikasi untuk menentukan keseimbangan antara akurasi, presisi, recall, mengidentifikasi jenis kesalahan yang harus diperbaiki serta menyesuaikan model berdasarkan dampak kesalahan dalam aplikasi dunia nyata. Setelah penerapan metode Confusion Matrix selesai, tahap akhir evaluasi adalah menampilkan visualisasi wordcloud untuk masing-masing label positif atau negatif [30].Berikut rumus yang digunakan dalam evaluasi model :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{4}$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{6}$$

$$f1 - score = \frac{2xPresisixRecall}{PresisixRecall} \tag{7}$$

TP (True Positive) dan TN (True Negative) menunjukkan prediksi yang benar untuk kelas positif dan negatif, sementara FP (False Positive) dan FN (False Negative) mewakili kesalahan dalam memprediksi kelas positif dan negatif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan metode crawling pada media sosial Twitter periode bulan Oktober 2024. Data diperoleh dengan memanfaatkan tools Python pada Google Collab, menggunakan library pandas sebagai dasar perintah untuk pengambilan data. Dataset yang digunakan dalam pemodelan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data Tweet

Username	Tweet
mothermire	Jempolnya orang sini mah paling kenceng kalau urusan menghujat dan drama. Belum lagi yang replyan body shaming sini saya juga mau liat bentuk elu dong sebgus apa? Udah kayak rose blackpink / cha eunwoo kali ya bentukannya
Dllxfrdn	attitude jelek tp gawean beres aing masi bisa hirauin ini mah semua2nya jelek gamau body shaming jg jadinya kebabawa emg u tabiatnya udh goreng sakabeh2 jadinya

3.2 Labelling Data

Proses labeling mengkategorikan data teks berdasarkan sentiment negatif dan positif dalam data analisis. Tahap ini merujuk pada proses memberikan label pada data teks berdasarkan emosi, opini, atau sentimen yang terkandung di dalamnya. Hasil pelabelan data Cyberbullying penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.



Tabel 2. Hasil Pelabelan Data

Tweet	Label
Jempolnya orang sini mah paling kenceng kalau urusan menghujat dan drama. Belum lagi yang replyan body shaming sini saya juga mau liat bentukan elu dong sebgas apa?	Positif
Udah kayak rose blackpink / cha eunwoo kali ya bentukannya attitude jelek tp gawean beres aing masi bisa hirauin ini mah semua2nya jelek gamau body shaming jg jadinya kebabawa emg u tabiatnya udh goreng sakabeh2 jadinya	Negatif

3.3 Preprocessing

Preprocessing adalah tahap awal mengubah data teks mentah yang tidak terstruktur menjadi format terstruktur agar lebih mudah dianalisis. Proses ini penting untuk membersihkan data dari duplikasi dan teks kosong sehingga siap untuk analisis sentimen. Berikut tahapan dalam proses preprocessing.

a. Cleansing

Tahap pertama dari proses preprocessing adalah cleansing yang bertujuan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan atau berpotensi mengganggu proses analisis. Elemen yang akan dihilangkan antara lain seperti simbol emoticon, hashtag, username account, retweet dan link URL. Berikut hasil tahap cleansing pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Cleansing Data

Cleansing
Jempolnya orang sini mah paling kenceng kalau urusan menghujat dan drama Belum lagi yang replyan body shaming sini saya juga mau liat bentukan elu dong sebgas apa Udah kayak rose blackpink cha eunwoo kali ya attitude jelek tp gawean beres aing masi bisa hirauin ini mah semuanya jelek gamau body shaming jg jadinya kebabawa emg u tabiatnya udh goreng sakabeh jadinya

b. Case Folding

Case folding adalah langkah sederhana pada proses preprocessing yang bertujuan untuk mengubah semua huruf menjadi kecil (lowercase). Hasil dari case folding dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Case Folding

Case Folding
jempolnya orang sini mah paling kenceng kalau urusan menghujat dan drama belum lagi yang replyan body shaming sini saya juga mau liat bentukan elu dong sebgas apa udah kayak rose blackpink cha eunwoo kali ya attitude jelek tp gawean beres aing masi bisa hirauin ini mah semuanya jelek gamau body shaming jg jadinya kebabawa emg u tabiatnya udh goreng sakabeh jadinya

c. Tokenizing

Tokenizing adalah proses yang dimana bertujuan untuk memecah teks menjadi unit-unit kecil yang digunakan sebagai pengenalan entitas atau klasifikasi teks. Berikut hasil tokenizing pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Tokenizing

Tokenizing
['jempolnya', 'orang', 'sini', 'mah', 'paling', 'kenceng', 'kalau', 'urusan', 'menghujat', 'dan', 'drama', 'belum', 'lagi', 'yang', 'replyan', 'body', 'shaming', 'sini', 'saya', 'juga', 'mau', 'liat', 'bentukan', 'elu', 'dong', 'sebgas', 'apa', 'udah', 'kayak', 'rose', 'blackpink', 'cha', 'eunwoo', 'kali', 'ya']
['attitude', 'jelek', 'tp', 'gawean', 'beres', 'aing', 'masi', 'bisa', 'hirauin', 'ini', 'mah', 'semuanya', 'jelek', 'gamau', 'body', 'shaming', 'jg', 'jadinya', 'kebabawa', 'emg', 'u', 'tabiatnya', 'udh', 'goreng', 'sakabeh', 'jadinya']

d. StopWord

Tahapan stopword bertujuan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak relevan dalam jumlah besar dan tidak memiliki makna signifikan, agar meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam model analisi teks. Berikut hasil Stopword dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Stopword

StopWord
['jempolnya', 'orang', 'mah', 'kenceng', 'urusan', 'menghujat', 'drama', 'belum', 'yang', 'replyan', 'body', 'shaming', 'liat', 'bentukan', 'elu', 'sebgas', 'udah', 'kayak', 'rose', 'blackpink', 'cha', 'eunwoo', 'kali', 'ya']
['attitude', 'jelek', 'tp', 'gawean', 'beres', 'aing', 'masi', 'bisa', 'hirauin', 'ini', 'mah', 'semuanya', 'jelek', 'gamau', 'body', 'shaming', 'jg', 'jadinya', 'kebabawa', 'emg', 'u', 'tabiatnya', 'udh', 'goreng', 'sakabeh', 'jadinya']

e. Stemming

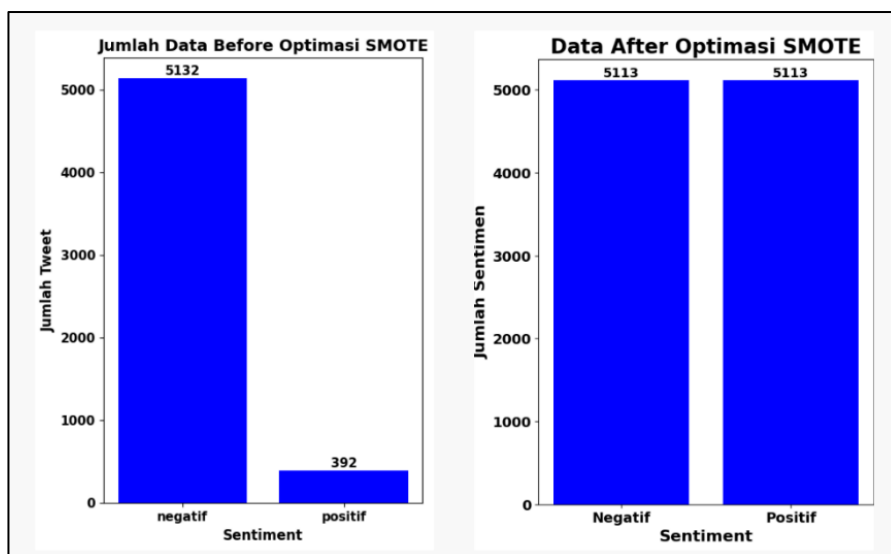
Stemming mengurangi variasi kata, memfokuskan analisis teks pada sentimen, dengan mengubah kata ke bentuk dasarnya. Hasil dari proses stemming dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Stemming

Stemming
jempol orang mah kenceng urus hujat drama bom yang replyan body shaming liat bentuk elu bagus udah kayak rose blackpink cha eunwoo kali ya
attitude jelek tp gawean beres aing mas hirauin mah jelek gamau body shaming jg kebabawa emg u tabiat udh goreng sakabeh

3.4 Perbandingan Akurasi

Setelah tahap preprocessing selesai didapatkan data dengan hasil sentimen Negatif 5132 dan positif 392. Ini menunjukkan ketidakseimbangan data yang signifikan, menyebabkan model machine learning menjadi bias terhadap kelas mayoritas (negatif), sehingga performa model dalam mengenali kelas minoritas (positif) menjadi buruk. Dalam analisis sentimen ini, evaluasi model Naïve Bayes dan Random Forest tidak hanya didasarkan pada akurasi, tetapi juga mempertimbangkan metrik lain, seperti precision, recall, dan F1-Score, untuk menilai kinerja model secara menyeluruh. Maka dari itu dalam penelitian ini melalui proses sebelum dan sesudah intervensi Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) dari dua algoritma Naive Bayes dan Random Forest untuk menangani masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset, teknik intervensi SMOTE digunakan untuk menyeimbangkan dataset dengan menghasilkan sampel sintesis berdasarkan interpolasi, meningkatkan performa model serta meningkatkan akurasi prediksi. Hasil pada penerapan sebelum dan sesudah intervensi SMOTE dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil Intervensi Before After SMOTE

Berdasarkan Gambar 2, menunjukkan data perbandingan sebelum dan sesudah intervensi SMOTE digunakan. Proses SMOTE berhasil mengatasi ketidakseimbangan data dengan menyamakan jumlah data dengan hasil 5113 pada kelas sentimen negatif dan positif. Dengan data yang seimbang, diharapkan performa model dalam proses analisis sentimen menjadi lebih akurat dan tidak bias terhadap kelas tertentu.

Setelah berhasil menyeimbangkan data, tahap berikutnya adalah melatih dan menguji model algoritma untuk memastikan model dapat mempelajari pola dengan lebih baik dari data yang telah dioptimalkan. Dalam penelitian ini, menggunakan rasio perbandingan data 80:20 untuk kedua algoritma yaitu Naive Bayes dan Random Forest, dengan 4404 data menjadi data latih dan 1101 data uji. Untuk melihat hasil perbandingan data yang diterapkan pada kedua metode algoritma dengan sesudah dilakukan penyeimbangan data dapat dilihat pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Hasil Akurasi Before SMOTE

Model		Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
NBC	Negatif	92%	92%	100%	96%
	Positif		00%	00%	00%
RF	Negatif	94%	94%	100%	97%
	Positif		95%	22%	36%

Berdasarkan Tabel 8 dari hasil pembagian data sebesar 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian sebelum penerapan optimasi SMOTE, kedua algoritma yaitu Naive Bayes dan Random Forest menunjukkan akurasi yang cukup tinggi. Naive Bayes mencapai akurasi 92% dan Random Forest mencapai akurasi 94%. Namun, kedua model lebih cenderung memprediksi kelas negatif, dengan performa yang buruk untuk kelas positif, terutama pada Naive

Bayes. Dalam penelitian ini, akurasi saja tidak cukup untuk menilai kemampuan model dalam membedakan sentimen. Oleh karena itu, kinerja algoritma dievaluasi dengan precision, recall, dan F1-Score.

Tabel 9. Hasil Akurasi After SMOTE

Model		Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
NBC	Negatif	89%	99%	79%	88%
	Positif		82%	99%	90%
RF	Negatif	100%	100%	100%	100%
	Positif		100%	100%	100%

Berdasarkan Tabel 9 setelah mengoptimasi model dengan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), terdapat variasi peningkatan dan penurunan pada nilai akurasi kedua algoritma. Pada algoritma Naive Bayes, akurasi menurun dari 92% menjadi 89%. Untuk sentimen negatif, precision meningkat dari 92% menjadi 99%, sementara recall turun dari 100% menjadi 79%, dan F1-Score juga menurun dari 96% menjadi 88%. Dan pada algoritma Random Forest, akurasi meningkat dari 94% menjadi 100%, Untuk sentimen negatif precision naik dari 94% menjadi 100%, recall tetap di 100%, dan F1-Score juga meningkat dari 97% menjadi 100%.

Untuk menentukan algoritma terbaik, peneliti melakukan perbandingan kinerja berdasarkan confusion matrix dari kedua model tersebut. Kedua confusion matrix menggambarkan performa model Naive Bayes dan Random Forest sebelum penerapan teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). Hasil perbandingan ini dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil Confusion Matrix Before SMOTE

Model	Prediction Class	Actual Class	
		Pred. Negatif	Pred. Positif
NBC	Negatif	1015	1
	Positif	85	0
RF	Negatif	1015	1
	Positif	66	19

Berdasarkan tabel 10 sebelum diterapkannya SMOTE, kedua model, Naive Bayes Classifier (NBC) dan Random Forest (RF), menunjukkan kesulitan dalam mendeteksi kelas Positif akibat ketidakseimbangan data. NBC tidak mampu menghasilkan prediksi True Positive, sementara RF menunjukkan performa yang lebih baik dengan 19 True Positive. Namun, kedua model tetap menghasilkan jumlah False Positive yang signifikan, terutama NBC. Hal ini menunjukkan bahwa intervensi seperti SMOTE diperlukan untuk meningkatkan performa model dalam mendeteksi kelas minoritas.

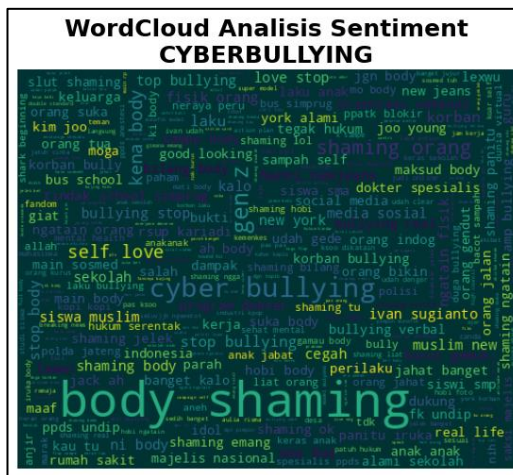
Tabel 11. Confusion Matrix After SMOTE

Model	Prediction Class	Actual Class	
		Pred. Negatif	Pred. Positif
NBC	Negatif	826	215
	Positif	9	996
RF	Negatif	1037	4
	Positif	0	1005

Berdasarkan tabel 11 menunjukkan setelah penerapan SMOTE, kedua model menunjukkan peningkatan performa dalam mendeteksi kelas Positif. Random Forest (RF) menjadi model yang lebih unggul dengan hasil prediksi yang hampir sempurna, ditandai oleh True Positive yang tinggi (1005) dan tidak adanya False Positive. Sementara itu, Naive Bayes Classifier (NBC) juga menunjukkan peningkatan signifikan pada deteksi kelas Positif, meskipun masih terdapat False Positive yang cukup besar (215). Penerapan SMOTE terbukti efektif dalam menangani ketidakseimbangan data.

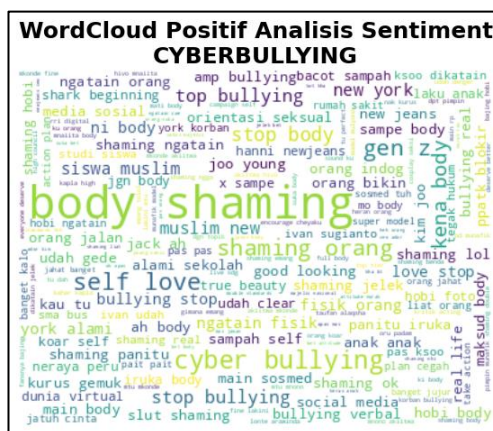
3.5 Visualisasi

Penelitian ini menggunakan wordcloud untuk menganalisis data teks secara efektif. Wordcloud menampilkan kata-kata yang sering muncul dengan ukuran font yang mencerminkan frekuensinya semakin sering muncul, semakin besar ukurannya visualisasi wordcloud terkait topik Cyberbullying dapat dilihat pada gambar berikut.



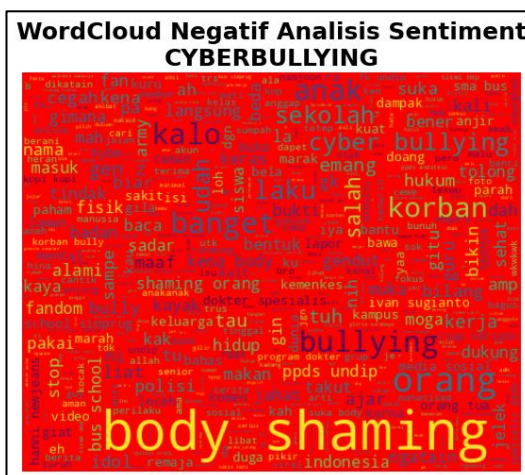
Gambar 3. Wordcloud Cyberbullying

Berdasarkan Gambar 3 wordcloud gabungan dari analisis sentimen positif dan negatif terkait "cyberbullying," kata-kata yang paling menonjol adalah "body shaming," "cyber bullying," "shaming orang," "self love," dan "stop bullying." Hal ini mencerminkan bahwa diskusi tentang cyberbullying mencakup berbagai perspektif, baik dalam upaya melawan maupun menyoroti dampak buruknya.



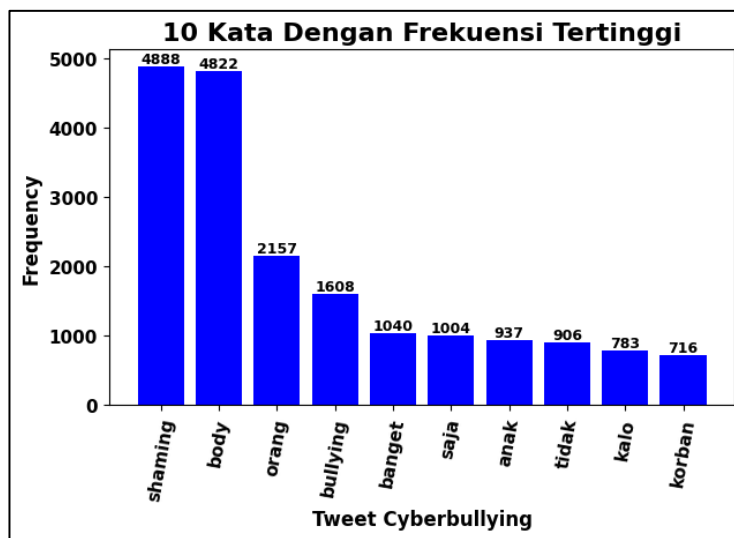
Gambar 4. Hasil Wordcloud Cyberbullying Positif

Pada Gambar 4 menunjukkan wordcloud positif terkait analisis sentimen terhadap "cyberbullying," beberapa kata utama yang sering muncul adalah "body shaming," "self love," "stop bullying," "stop body shaming," dan "cyber bullying." Hal ini menunjukkan bahwa dalam konteks sentimen positif, diskusi di media sosial atau percakapan publik menekankan upaya untuk menghentikan perilaku negatif seperti body shaming dan bullying. Selain itu, tema-tema seperti "self love" dan "true beauty" mencerminkan dukungan untuk menerima diri sendiri dan menumbuhkan rasa percaya diri sebagai bentuk perlawanan terhadap efek negatif dari cyberbullying.



Gambar 5. Hasil Wordcloud Cyberbullying Negatif

Berdasarkan Gambar 5 menunjukkan wordcloud negatif analisis sentimen "cyberbullying," kata-kata yang paling dominan adalah "body shaming," "korban," "bullying," "anak," "sekolah," dan "cyber bullying." Hal ini menunjukkan bahwa dalam konteks sentimen negatif, diskusi terkait cyberbullying banyak menyoroti dampak buruk dari body shaming dan tindakan bullying lainnya, terutama terhadap korban, termasuk anak-anak dan siswa. Kata-kata seperti "salah," "dampak," "fisik," dan "hukum" mencerminkan kesadaran akan efek serius dari perilaku ini, baik secara psikologis maupun fisik. Selain itu, adanya kata "keluarga," "korban," dan "stop" mengindikasikan perhatian terhadap perlunya tindakan pencegahan dan dukungan untuk korban. Secara keseluruhan, wordcloud ini mencerminkan pandangan negatif terhadap cyberbullying, dengan fokus pada dampak buruknya dan perlunya upaya untuk mengatasi serta menghentikan perilaku tersebut.



Gambar 6. Hasil Grafik Frekuensi Kata

Pada grafik Gambar 6 menunjukkan 10 kata dengan frekuensi tertinggi dalam tweet terkait cyberbullying. Kata "shaming" (4.888) dan "body" (4.822) paling sering muncul, menunjukkan bahwa body shaming adalah topik utama. Kata "orang" (2.157) dan "bullying" (1.608) juga sering digunakan, mengindikasikan diskusi umum tentang pelaku dan korban bullying. Kata lain seperti "banget", "saja", "anak", "tidak", "kalo", dan "korban" menunjukkan konteks percakapan seputar korban dan dampak bullying. Hal ini menegaskan bahwa body shaming merupakan bentuk cyberbullying yang dominan dalam dataset tweet ini.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Random Forest memiliki performa lebih baik dan lebih efektif untuk melakukan analisis sentimen cyberbullying generasi Z pada twitter dibandingkan dengan algoritma Naïve Bayes melalui proses sebelum dan sesudah intervensi Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) dengan perbandingan data 80:20. Sebelum penerapan optimasi SMOTE, kedua algoritma yaitu Naïve Bayes dan Random Forest menunjukkan akurasi yang cukup tinggi. Naïve Bayes mencapai akurasi 92% dan Random Forest mencapai akurasi 94%. Setelah mengoptimasi model dengan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), terdapat variasi peningkatan dan penurunan pada nilai akurasi kedua algoritma. Pada algoritma Naïve Bayes, akurasi menurun dari 92% menjadi 89%. Untuk sentimen negatif, precision meningkat dari 92% menjadi 99%, sementara recall turun dari 100% menjadi 79%, dan F1-Score juga menurun dari 96% menjadi 88%. Dan pada algoritma Random Forest, akurasi meningkat dari 94% menjadi 100%, Untuk sentimen negatif precision naik dari 94% menjadi 100%, recall tetap di 100%, dan F1-Score juga meningkat dari 97% menjadi 100%. Meskipun penerapan teknik SMOTE memberikan variasi dalam perubahan akurasi, optimasi pada algoritma Random Forest memberikan peningkatan kinerja yang lebih stabil dan signifikan dibandingkan dengan Naïve Bayes, khususnya dalam meningkatkan akurasi, precision, recall, dan F1-Score untuk sentimen negative. Hal ini menunjukkan bahwa teknik SMOTE dapat berperan penting dalam memperbaiki performa model menjadi lebih efektif dalam mendeteksi. Diharapkan penelitian ini dapat menjadi dasar untuk penelitian lebih lanjut tentang analisis sentimen cyberbullying, terutama pada platform media sosial lain seperti Instagram, Facebook, atau TikTok.

REFERENCES

- [1] P. Septianawati, I. F. Mustikawati, and I. R. Kusuma, "Peningkatan Pengetahuan Mengenai Dampak Cyberbullying Terhadap Kesehatan Mental Pada Remaja," *J. Pengabd. Kedokt. Indones.*, Vol. 4, No. 1, Pp. 30–40, 2023, Doi: <https://doi.org/10.33096/jpki.v4i1.247>.
- [2] N. Intan And P. Subrianto, "Literasi Digital Dalam Mencegah Cyberbullying Generasi Z Bagi Pelajar Sma Negeri 7 Bekasi,"



- J. Ikraith-Abdimas*, Vol. 8, No. 2, Pp. 271–275, 2024, [Online]. Available: <https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/ikraith-abdimas/article/view/3967>
- [3] M. Ikhsan, “Tantangan Cyberbullying Di Kalangan Remaja Analisis Di Era Teknologi 21,” *J. Inform. Dan Sains Teknol.*, Vol. 2, No. 4, 2024, Doi: <https://doi.org/10.62951/modem.v2i4.265>.
 - [4] R. A. Naufal And A. R. Pratama, “Analisis Sentimen Terhadap Cyberbullying Di Media Sosial Dengan Crowdtangle,” *Automata*, Vol. 4, No. 1, P. 6, 2023, [Online]. Available: <https://journal.uji.ac.id/automata/article/view/26366>
 - [5] D. Eka Nur Fitriana, P. Tri Rafif Novyar, O. Salsabilla Kirana Fitri, And S. Sofi Laila, “Sosialisasi Cyber Bullying Sebagai Pencegahan Kenakalan Remaja Untuk Mewujudkan Generasi Gemilang Di Masa Depan,” *J. Pengabd. Masy. Bangsa*, Vol. 2, No. 2, Pp. 361–366, 2024, Doi: <https://doi.org/10.59837/jpmba.v2i2.822>.
 - [6] M. Ula And S. Fachrurrazi, “Analisis Sentimen Cyberbullying Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Classifier,” *Techsi - J. Tek. Inform.*, Vol. 14, No. 2, P. 91, 2023, Doi: [10.29103/techsi.v14i2.12103](https://doi.org/10.29103/techsi.v14i2.12103).
 - [7] I Putu Ramayasa, I Gusti Ayu Desi Saryanti, I Komang Dharmendra, And Edwar, “Perbandingan Metode Vektorisasi Pada Analisa Sentiment, Studi Kasus : Cyberbullying Pada Komentar Instagram,” *J. Teknol. Inf. Dan Komput.*, Vol. 9, No. 5, Pp. 505–512, 2023, Doi: [10.36002/jutik.v9i5.2645](https://doi.org/10.36002/jutik.v9i5.2645).
 - [8] I. S. Arfan, S. Fauziah, And I. Nawangsih, “Analisis Sentimen Terhadap Cyber Bullying Di X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” Vol. 4, No. October, Pp. 1411–1419, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1550>
 - [9] R. Nurlaely, S. D. Sartika, Kamdan, And I. L. Kharisma, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Cyberbullying Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, Vol. 4, No. 2, Pp. 376–384, 2023, <https://doi.org/10.37859/coscitech.v4i2.5161>
 - [10] D. S. Ningsih And R. R. Suryono, “Comparison Of Naïve Bayes And Information Gain Algorithms In Cyberbullying Sentiment Analysis On Twitter Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Dan Information Gain,” *J. Tek. Inform.*, Vol. 5, No. 4, Pp. 1085–1091, 2024, Doi: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.1908>.
 - [11] P. Elisa And A. Rahman Isnain, “Comparison Of Random Forest, Support Vector Machine And Naïve Bayes Algorithms To Analyze Sentiment Towards Mental Health Stigma,” *J. Tek. Inform.*, Vol. 5, No. 1, Pp. 321–329, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.1.1817>
 - [12] A. Rizal Permana Putra, J. Sasongko Wibowo, And J. Tri Lomba Juang Semarang, “Analisa Sentimen Twitter Terhadap Capres Indonesia 2024 Menggunakan Metode Knn,” *J. Ilm. Elektron. Dan Komput.*, Vol. 17, No. 1, Pp. 111–119, 2024, [Online]. Available: <https://journal.stekom.ac.id/index.php/elkom/article/view/1603>
 - [13] M. F. Fahrezi And A. A. Permana, “Sentimen Analisis Opini Masyarakat Pada Sosial Media Twitter Terhadap Organisasi Aksi Cepat Tanggap Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” *Jt J. Tek.*, Vol. 11, No. 02, Pp. 113–121, 2022
 - [14] S. Surya Prabu Al Amin, J. Haerul Jaman, And G. Garno, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penanganan Kasus Penembakan Brigadir J Dengan Algoritma Naïve Bayes,” *Jati (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, Vol. 7, No. 4, Pp. 2519–2526, 2024, Doi: [10.36040/jati.v7i4.7126](https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7126).
 - [15] D. E. Saputra and A. R. Isnain, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Analisis Sentimen Bacapres 2024 Pada Kolom Komentar Youtube Mata Najwa,” *Jipi (Jurnal Ilm. Penelit. Dan Pembelajaran Inform.)*, Vol. 9, No. 3, Pp. 1431–1441, 2024, Doi: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5420>.
 - [16] N. R. Ramadhan And N. Hendrastuty, “Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Dan Lstm Untuk Analisis Sentimen Terhadap Opini Masyarakat Tentang Sandwich Generation,” *Buuld. Informatics, Technol. Sci.*, Vol. 6, No. 3, Pp. 1677–1687, 2024, Doi: [10.47065/bits.v6i3.6385](https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.6385).
 - [17] M. Azhari, “Analisis Sentimen Opini Publik Program Makan Siang Gratis Dengan Random Forest Pada Media X,” *Buuld. Informatics, Technol. Sci.*, Vol. 6, No. 3, Pp. 1932–1942, 2024, Doi: [10.47065/bits.v6i3.6423](https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.6423).
 - [18] D. A. Fitri, “Komparasi Algoritma Random Forest Classifier Dan Support Vector Machine Untuk Sentimen Masyarakat Terhadap Pinjaman Online Di Media Sosial,” *Jipi (Jurnal Ilm. Penelit. Dan Pembelajaran Inform.)*, Vol. 9, No. 4, Pp. 2018–2029, 2024, Doi: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i4.5608>.
 - [19] D. Fitria, R. R. Suryono, C. Science, And U. T. Indonesia, “Klasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Program Pencegahan Stunting Menggunakan Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Pada Aplikasi X,” *J. Tek. Inform.*, Vol. 5, No. 6, Pp. 1839–1847, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.6.3998>
 - [20] J. P. Arisula, “Comparison Of Naive Bayes And Random Forest Methods In Sentiment Analysis On The Getcontact Application,” *J. Tek. Inform.*, Vol. 5, No. 5, Pp. 1221–1230, 2024, Doi: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.5.2004>.
 - [21] D. Kurmiawan, M. Najib, And D. Satria, “Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Gempa Megathrust Di Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Naïve Bayes,” *Buuld. Informatics, Technol. Sci.*, Vol. 6, No. 3, 2024, Doi: [10.47065/bits.v6i3.6213](https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.6213).
 - [22] D. F. Sebastian, H. Sulistiani, And A. R. Isnain, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Mengenai Hak Angket Di Indonesia Tahun 2024 Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *J. Tek. Inform.*, Vol. 5, No. 4, Pp. 1025–1034, 2024, Doi: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.1968>.
 - [23] V. A. Sulistiani And M. Hamka, “Analisis Sentimen Pengguna Media Sosial Terhadap Identitas Kependudukan Digital Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *J. Inf. Syst. ...*, Vol. 5, No. 4, Pp. 1323–1332, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.seminar-id.com/index.php/josh/article/view/5614>
 - [24] S. Aulia, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Ojol The Game Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jitet (Jurnal Inform. Dan Tek. Elektro Ter.)*, Vol. 12, No. 3, 2024, Doi: <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i3.5144>.
 - [25] I. K. Dharmendra, I. M. Agus, W. Putra, And Y. P. Atmojo, “Evaluasi Efektivitas Smote Dan Random Under Sampling Pada Klasifikasi Emosi Tweet,” *Informatics Educ. Prof. J. Informatics*, Vol. 9, No. 2, Pp. 192–193, 2024, Doi: <https://doi.org/10.51211/itbi.v9i2.3183>.
 - [26] M. Iksan Alfandi, P. Adytia, And D. Wahyuni, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Tapera Pada Media Sosial X Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor,” *Sebatik*, Vol. 28, No. 2, Pp. 2–8, 2024, Doi: [10.46984/sebatik.v28i2.0000](https://doi.org/10.46984/sebatik.v28i2.0000).
 - [27] I. Widaningrum, D. Mustikasari, R. Arifin, S. L. Tsaqila, And D. Fatmawati, “Algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (Tf-Idf) Dan K-Means Clustering Untuk Menentukan Kategori Dokumen,” *Pros. Semin. Nas. Sist. Inf. Dan Teknol.*, Pp. 145–149, 2022, [Online]. Available: <https://www.seminar.iain.or.id/index.php/sisfotek/article/view/349>



- [28] D. Darwis, N. Siskawati, And Z. Abidin, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional,” *J. Tekno Kompak*, Vol. 15, No. 1, P. 131, 2021, Doi: 10.33365/Jtk.V15i1.744.
- [29] A. Miftahusalam, A. F. Nuraini, A. A. Khoirunisa, And H. Pratiwi, “Comparison Of Random Forest, Naïve Bayes, And Support Vector Machine Algorithms In Analyzing Twitter Sentiment Regarding Public Opinion On The Removal Of Honorary Employees,” *Semin. Nas. Off. Stat.*, Vol. 2022, No. 1, Pp. 563–572, 2022, Doi: <https://doi.org/10.34123/Semnasoffstat.V2022i1.1410>.
- [30] A. Puji Astuti, S. Alam, And I. Jaelani, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dengan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi Brimo,” *J. Bangkit Indones.*, Vol. 11, No. 2, Pp. 1–6, 2022, Doi: 10.52771/Bangkitindonesia.V11i2.196.