

BAB III

ARTIKEL KARYA ILMIAH

Analisis Sentimen *Body Shaming* Pada Media Sosial X Menggunakan *Random Forest* Dan *Naïve Bayes*

An Yunas¹, Domy Kristomo²

^{1,2}Teknologi Informasi, Magister Teknologi Informasi, Universitas Teknologi Digital Indonesia, Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹the.yunasan@gmail.com, ²domy@utdi.ac.id

Abstrak—Fenomena *body shaming* di media sosial, khususnya pada platform X (*Twitter*), semakin marak dan memberikan dampak negatif terhadap kondisi psikologis penggunanya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen komentar yang mengandung unsur *body shaming* dengan membandingkan performa dua algoritma klasifikasi teks, yaitu *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier*. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan 2.204 tweet yang mengandung kata kunci terkait *body shaming*, dilanjutkan dengan tahapan *preprocessing* seperti *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Data kemudian diberi bobot menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Evaluasi model dilakukan menggunakan teknik *10-Fold Cross Validation* dan metrik akurasi, presisi, recall, serta *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memperoleh akurasi tertinggi sebesar 90,68%, sedikit lebih unggul dibandingkan *Random Forest* yang mencapai akurasi 89,79%. Namun demikian, *Random Forest* menunjukkan performa yang lebih seimbang dalam mengklasifikasikan sentimen netral dan negatif. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa kedua algoritma mampu mengklasifikasikan sentimen *body shaming* dengan akurat, dengan *Naïve Bayes* lebih sesuai untuk digunakan pada dataset serupa.

Kata Kunci: Body Shaming; Twitter; Klasifikasi; *Naïve Bayes*; *Random Forest*

Abstract—The phenomenon of *body shaming* on social media, especially on platform X (*Twitter*), is increasingly rampant and has a negative impact on the psychological condition of its users. This study aims to analyze the sentiment of comments containing elements of *body shaming* by comparing the performance of two text classification algorithms, namely *Random Forest* and *Naïve Bayes Classifier*. The method used includes collecting 2,204 tweets containing keywords related to *body shaming*, followed by preprocessing stages such as *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, and *stemming*. The data is then weighted using the *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) method and divided into training data and test data. Model evaluation was carried out using the *10-Fold Cross Validation* technique and metrics of accuracy, precision, recall, and *F1-score*. The results showed that the *Naïve Bayes* algorithm obtained the highest accuracy of 90.68%, slightly superior to *Random Forest* which achieved an accuracy of 89.79%. However, *Random Forest* showed a more balanced performance in classifying neutral and negative sentiments. Based on these results, it can be concluded that both algorithms are able to classify *body shaming* sentiment accurately, with *Naïve Bayes* being more suitable for use on similar datasets.

Keywords: Body Shaming; Twitter; Classification ; *Naïve Bayes*; *Random Forest*

1. PENDAHULUAN

Media sosial merupakan salah satu bentuk perkembangan jaringan internet yang memungkinkan penggunanya untuk berkomunikasi, berbagi informasi, serta mengakses berbagai konten dari berbagai bidang secara daring. Salah satu platform media sosial yang paling populer saat ini adalah Twitter sekarang dikenal sebagai X, yang dikembangkan oleh *Jack Dorsey* [1]. Di Indonesia, Twitter memiliki jumlah pengguna yang signifikan, sehingga banyak dimanfaatkan untuk berbagai kepentingan, seperti berbagi informasi, pemberitaan, promosi bisnis, hingga mengekspresikan pendapat dalam bentuk tweet dan komentar [2]. Namun, seiring meningkatnya

interaksi di Twitter, muncul berbagai fenomena negatif, seperti ujaran kebencian, perundungan siber (*cyberbullying*), dan *body shaming* [3].

Body shaming adalah tindakan mengkritik, merendahkan, atau mengejek penampilan fisik seseorang, termasuk aspek wajah, bentuk tubuh, dan ukuran badan [4]. Fenomena ini umumnya muncul dalam bentuk komentar negatif, opini yang merendahkan, atau pernyataan diskriminatif, yang dapat berdampak serius pada korban, baik secara psikologis maupun sosial [5]. Perilaku ini dapat menimpa siapa saja, tanpa memandang gender, usia, atau latar belakang. Di Twitter, *body shaming* sering dilakukan dengan berbagai alasan, mulai dari candaan, upaya mencairkan suasana, keisengan, hingga sekadar mengikuti tren negatif di media sosial [6]. Meskipun terkadang dilakukan dengan dalih humor atau candaan, tindakan *body shaming* tetap memiliki konsekuensi serius dan tidak dapat dianggap remeh, karena dapat menurunkan rasa percaya diri, memicu gangguan mental seperti depresi, bahkan meningkatkan risiko bunuh diri pada korban [7]. Oleh karena itu, analisis terhadap fenomena *body shaming* sangat penting untuk memahami pola interaksi yang terjadi serta mencari solusi yang lebih efektif dalam menanggulangi dampaknya [8]. Untuk memahami fenomena tersebut secara lebih mendalam, salah satu pendekatan yang digunakan adalah analisis sentimen, yaitu teknik pemrosesan data teks yang bertujuan untuk mengklasifikasikan opini menjadi positif, negatif, atau netral [9]. Melalui analisis sentimen, data yang diperoleh dari opini atau fakta mengenai *body shaming* dapat diolah menjadi informasi yang bermanfaat untuk meningkatkan kesadaran serta mencari strategi dalam menangani perilaku negatif di media sosial [10] [11].

Analisis sentimen merupakan proses otomatis untuk memahami, mengekstrak, dan mengolah data tekstual guna memperoleh wawasan atau pengetahuan baru yang relevan [12]. Tujuan utama analisis sentimen adalah mengklasifikasikan opini publik yang diperoleh dari hasil *crawling* pada kolom komentar media sosial ke dalam kategori sentimen positif atau negatif [13]. Dalam penelitian ini, analisis sentimen dilakukan menggunakan dua algoritma klasifikasi, yaitu *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier*. *Random Forest* adalah algoritma berbasis *ensemble learning*, yang menggabungkan beberapa *decision tree* untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi *overfitting*. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data teks yang kompleks serta kestabilannya dalam klasifikasi data yang bervariasi [14]. Sementara itu, *Naïve Bayes Classifier* adalah algoritma berbasis probabilitas, yang sering digunakan dalam klasifikasi teks karena memiliki efisiensi tinggi dalam menangani *dataset* berukuran besar serta kemampuannya dalam memberikan hasil yang cepat [15] [16]. Kedua algoritma ini akan dibandingkan untuk menilai mana yang memiliki performa lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *body shaming* di Twitter.

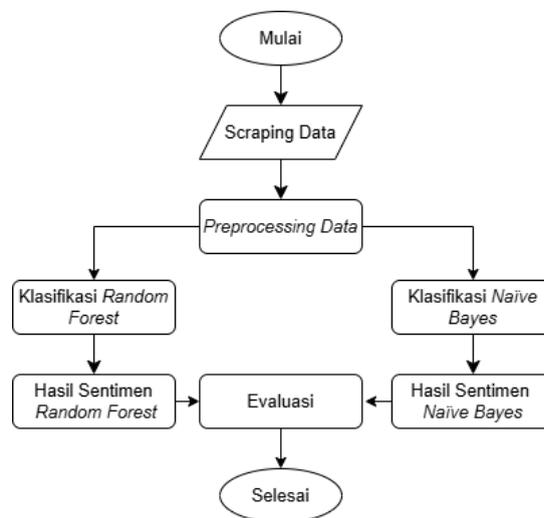
Penelitian yang dilakukan oleh [17], analisis sentimen terkait *body shaming* di Twitter menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dengan model fitur trigram menunjukkan akurasi sebesar 61% dan F1-score 55%. Namun, penelitian tersebut memiliki beberapa keterbatasan, seperti akurasi yang masih rendah, ukuran *dataset* yang relatif kecil (908 *tweet*), serta belum adanya perbandingan dengan metode lain yang lebih kompleks. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada peningkatan akurasi dengan membandingkan *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier* dalam mengklasifikasikan komentar *body shaming* pada media sosial X. Sebagai inovasi utama, penelitian ini menggunakan *dataset* yang lebih besar dan berbeda dari penelitian sebelumnya, dengan mempertimbangkan karakteristik linguistik yang lebih beragam. Selain itu, penelitian ini menyempurnakan pendekatan dalam mengklasifikasikan *body shaming* berdasarkan aspek-aspek spesifik, yang sebelumnya belum banyak diterapkan dalam deteksi otomatis kalimat perundungan.

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya, penelitian ini akan melakukan analisis sentimen terhadap komentar *body shaming* pada media sosial X dengan menerapkan algoritma *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier*. Tujuan utama penelitian ini adalah membandingkan performa kedua algoritma tersebut dalam mengklasifikasikan sentimen positif, netral, dan negatif berdasarkan komentar yang diperoleh. Selain itu, penelitian ini menggunakan *dataset* dalam bahasa Indonesia yang diperoleh secara *real-time* menggunakan X (Twitter) API, dengan jumlah data yang lebih besar. Diharapkan hasil penelitian ini dapat menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat dan bermanfaat dalam penanggulangan fenomena *body shaming* di media sosial.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen, yaitu metode sistematis yang mengidentifikasi sebab -akibat. Studi ini memenuhi tiga syarat utama, yaitu kontrol (*control*), manipulasi (*manipulate*), dan observasi (*observation*) [18]. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi model klasifikasi yang paling optimal dalam analisis sentimen *body shaming* dengan menggunakan dua algoritma, yaitu *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier*. Analisis dilakukan terhadap data cuitan yang mengandung kata-kata terkait *body shaming*, seperti “cungkring, botak, buntung, buncit, gemuk, jelek, pesek,” dan sebagainya. Data yang dikumpulkan berjumlah 2.204 tweet, mencakup variabel seperti sentimen (positif, netral, atau negatif), yang digunakan untuk mengevaluasi performa kedua algoritma. Alur penelitian ini digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 3.1. Alur Penelitian

2.2 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan dan mempersiapkan data sebelum proses analisis sentimen. Adapun langkah-langkah *preprocessing* yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- 1) *Cleaning*
Menghapus elemen-elemen yang tidak relevan dalam cuitan, seperti *Uniform Resource Locator* (URL), *username*, dan *retweet* (RT).
- 2) *Tokenizing*
Memecah teks cuitan menjadi satuan kata (*tokens*).
- 3) *Transform Cases*
Mengubah semua huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk konsistensi.
- 4) *Filter Stopword*
Menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan makna signifikan, berdasarkan daftar *stopword* Bahasa Indonesia yang telah diperluas.
- 5) *Filter Token (By Length)*
Menyaring token berdasarkan panjang kata untuk menghindari kata yang terlalu pendek atau tidak bermakna.
- 6) *Remove Duplicates*
Menghapus data cuitan yang duplikat untuk menghindari bias.
- 7) *Labeling*
Memberi label sentimen pada data. *Labeling* dilakukan oleh dua anotator independen untuk meningkatkan keandalan (*inter-annotator agreement*).

- 8) *Weighting*
Memberikan bobot pada kata-kata dalam cuitan menggunakan metode TF-IDF untuk memperhitungkan kepentingan setiap kata dalam *dataset*.

Setelah *preprocessing*, data dibagi menjadi:

- 1) *Data training*: Untuk membangun model prediksi
- 2) *Data testing*: Untuk mengevaluasi kinerja model.

Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Naïve Bayes Classifier*. Evaluasi model menggunakan teknik *K-Fold Cross Validation* dengan nilai $K=10$, yang berarti data dibagi menjadi 10 subset, dan iterasi dilakukan sebanyak 10 kali dengan rotasi antara *data training* dan *testing*. Kinerja model diukur menggunakan *confusion matrix*, yang menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* [19].

2.3 Algoritma *Random Forest*

Algoritma *Random Forest* diterapkan pada data yang telah melalui *preprocessing* untuk mengklasifikasikan sentimen cuitan menjadi tiga kategori: positif, netral, atau negatif. *Random Forest* merupakan metode *ensemble learning* berbasis kombinasi sejumlah *Decision Tree*. Setiap pohon menghasilkan prediksi dan keputusan akhir diambil melalui *voting* mayoritas. Keunggulan *Random Forest* dalam analisis sentimen:

- 1) Mencapai akurasi tinggi.
- 2) Tahan terhadap *noise (outliers)* dan data tidak seimbang.
- 3) Mudah diimplementasikan dalam proses paralel.
- 4) Memiliki kecepatan pelatihan lebih baik dibandingkan metode *boosting* [20].

Hyperparameter Random Forest dioptimalkan menggunakan teknik *Grid Search* untuk mendapatkan kombinasi parameter terbaik [21].

2.4 Algoritma *Naïve Bayes Classifier*

Algoritma *Naïve Bayes Classifier* digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen berdasarkan pendekatan probabilistik. Algoritma ini mengasumsikan bahwa fitur antar kata bersifat independen satu sama lain. Proses klasifikasi dilakukan setelah data cuitan dikonversi menjadi representasi fitur menggunakan TF-IDF. Model *Naïve Bayes* menghitung probabilitas *posterior* berdasarkan teorema *Bayes* sebagai berikut:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X) \times P(X)}{P(Y)}$$

Dimana :

- X = Fitur (kata-kata dalam cuitan)
- Y = Kelas sentimen
- $P(X|Y)$ = Probabilitas fitur X diberikan kelas Y
- $P(Y|X)$ = Probabilitas kelas Y diberikan fitur X
- $P(X)$ = Probabilitas fitur X
- $P(Y)$ = Probabilitas kelas Y

Kelebihan Algoritma *Naïve Bayes Classifier* :

- 1) Model yang sederhana dan efisien, khususnya untuk analisis teks pendek
- 2) Cepat dalam pelatihan dan prediksi
- 3) Kinerja baik pada *dataset* berukuran besar [22].

2.5 Hasil Klasifikasi Algoritma *Random Forest*

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian, hasil klasifikasi menggunakan *Random Forest* dianalisis. Model dinyatakan final apabila memenuhi kriteria optimal berdasarkan metrik evaluasi.

Jika tidak, dilakukan penyesuaian terhadap tahapan *preprocessing* atau parameter model. Kategori sentimen yang dihasilkan adalah positif, netral, atau negatif.

2.6 Hasil Klasifikasi Algoritma *Naïve Bayes Classifier*

Tahap ini serupa dengan *Random Forest*. Hasil klasifikasi dievaluasi dengan menggunakan metrik akurasi dan *F1-score*. Jika hasilnya belum optimal, dilakukan analisis terhadap distribusi data dan *tuning* parameter untuk meningkatkan performa.

2.7 Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan dua pendekatan: *Confusion Matrix*: Untuk menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, *K-Fold Cross Validation* (K=10): Untuk mengukur konsistensi performa model pada berbagai subset data, sehingga mengurangi risiko *overfitting*. Model dengan nilai akurasi dan *F1-score* tertinggi dipilih sebagai model terbaik untuk analisis sentimen *body shaming* pada media sosial X.

Evaluasi performa model klasifikasi dilakukan menggunakan empat metrik utama, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* [23]. Rumus masing-masing metrik adalah sebagai berikut:

- 1) Akurasi (*Accuracy*)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap keseluruhan data

- 2) Presisi (*Precision*)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Presisi mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar-benar relevan

- 3) *Recall* (*Sensitivity* atau *True Positive Rate*)

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

Recall mengukur seberapa banyak data positif yang berhasil terklasifikasikan dengan benar

- 4) *F1-Score*

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

F1-Score adalah rata-rata harmonis antara presisi dan *recall*, berguna ketika data tidak seimbang.

Keterangan:

TP = *True Positive* (Prediksi benar sebagai positif)

TN = *True Negative* (Prediksi benar sebagai negatif)

FP = *False Positive* (Prediksi salah sebagai positif)

FN = *False Negative* (Prediksi salah sebagai negatif)

2.8 Hyperparameter Tuning Grid Search

Untuk mengoptimalkan performa model *Random Forest*, dilakukan pencarian kombinasi hyperparameter terbaik menggunakan teknik *Grid Search*. *Grid Search* secara sistematis mencoba semua kombinasi nilai parameter yang ditentukan dan memilih kombinasi yang menghasilkan performa terbaik berdasarkan evaluasi *K-Fold Cross Validation*. Parameter yang disetel pada *Random Forest* meliputi:

1. *n_estimators*: Jumlah pohon dalam hutan
2. *max_depth*: Kedalaman maksimum tiap pohon
3. *min_samples_split*: Minimum jumlah sampel untuk membagi sebuah *node*
4. *min_samples_leaf*: Minimum jumlah sampel di daun *node*
5. *max_features*: Jumlah fitur yang dipertimbangkan saat mencari split terbaik [24].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan *Tweet-Harvest*, sebuah alat untuk melakukan *crawling* data dari *platform X*. Pengambilan data difokuskan pada komentar yang mengandung indikasi *body shaming* dengan menggunakan sembilan kata kunci spesifik, yaitu: “cebol”, “cungkring”, “jangkung”, “pendek”, “pesek”, “botak”, “kerempeng”, “tonggos”, dan “gemuk”. Dari proses *crawling* tersebut diperoleh sebanyak 2.204 *tweet* sebagai data mentah yang siap diproses lebih lanjut. Pencarian *tweet* dilakukan pada rentang waktu 1 Mei 2024 hingga 25 Maret 2025.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

id	Tweet
1	1 jerawat jangan di pencet nanti bopeng
2	utukan boyband anemo cebol akhirnya ilang https://t.co/98vpFY0zRg
3	cungkring dl kek gtu jg awal debutnya al hasih lu pada rasain skarang..
4	erasa dekil bngt ih pngn cpt nyampe rumah mau mandi

3.2 Data Labelling

Setelah data dikumpulkan, dilakukan pembersihan dengan menghapus data duplikat untuk memastikan kualitas data. Analisis sentimen menggunakan *VADER Lexicon* dari NLTK, yang memberikan skor sentimen pada setiap kata, lalu mengklasifikasikan menjadi positif, netral, atau negatif. Proses pelabelan divalidasi untuk menghindari kesalahan klasifikasi. Hasil analisis ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Labelling*

id	Tweet	Compound	Sentimen
1	u jerawat jangan di pencet nanti bopeng	0.6369	positive
2	utukan boyband anemo cebol akhirnya ilang https://t.co/98vpFY0zRg	-0.0178	negative
3	i cungkring dl kek gtu jg awal debutnya al hasih lu pada rasain skarang..	-0.2286	negative
4	Berasa dekil bngt ih pngn cpt nyampe rumah mau mandi	0	neutral

3.3 Preprocessing Data

3.3.1 Cleaning

Tahap ini bertujuan mengurangi noise dengan menghapus karakter non-abjad yang tidak relevan, seperti tanda baca (., ,, ?, !), simbol “@”, tanda pagar (#), emotikon, dan URL. Pembersihan ini membantu meningkatkan akurasi analisis sentimen.

Tabel 3. Hasil Proses *Cleaning*

No	Tweet
1	1 jerawat jangan di pencet nanti bopeng
2	utukan boyband anemo cebol akhirnya ilang

3	cungkring dl kek gtu jg awal debutnya al hasih lu pada rasain skarang
4	erasa dekil bngt ih pngn cpt nyampe rumah mau mandi

3.3.2 Case Folding

Case folding merupakan tahap normalisasi teks dengan mengubah seluruh karakter alfabet menjadi huruf kecil. Proses ini dilakukan setelah tahap pembersihan data, untuk memastikan konsistensi dalam analisis. Sebagai contoh, kata seperti “Saya” dan “SAYA” akan diubah menjadi “saya”.

Tabel 4. Tweet Setelah *Case Folding*

No	Tweet
1	1 jerawat jangan di pencet nanti bopeng
2	cutukan boyband anemo cebol akhirnya ilang
3	cungkring dl kek gtu jg awal debutnya al hasih lu pada rasain skarang
4	erasa dekil bngt ih pngn cpt nyampe rumah mau mandi

3.3.3 Tokenizing

Tahap ini berfungsi untuk memecah kalimat menjadi unit-unit kata yang disebut token. Proses tokenisasi dilakukan dengan memisahkan kata berdasarkan spasi, sehingga setiap kata dalam kalimat dapat dianalisis secara individual pada tahap selanjutnya.

Tabel 5. Tweet Setelah *Tokenizing*

No	Tweet
1	'tu', 'jerawat', 'jangan', 'di', 'pencet', 'nanti', 'bopeng']
2	'cutukan', 'boyband', 'anemo', 'cebol', 'akhirnya', 'ilang']
3	'si', 'cungkring', 'dulu', 'kayak', 'gitu', 'juga', 'awal', 'debutnya', 'alhasil', 'lu', 'pada', 'rasain', 'sekarang']
4	'berasa', 'dekil', 'banget', 'ih', 'pengen', 'cepat', 'nyampe', 'rumah', 'mau', 'mandi']

3.3.4 Stopwords

Stopwords merupakan sekumpulan kata yang sering muncul dalam teks namun memiliki relevansi yang rendah terhadap konteks isi teks. Kata-kata tersebut dihilangkan karena tidak memiliki makna khusus dan tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap analisis sistem. Data tweet setelah melalui tahap penghapusan *stopwords* disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Tweet Setelah Penghapusan *Stopwords*

No	Tweet
1	'erawat', 'pencet', 'bopeng'],
2	'cutukan', 'boyband', 'anemo', 'cebol', 'akhirnya', 'ilang']
3	cungkring', 'dulu', 'kayak', 'gitu', 'awal', 'debutnya', 'alhasil', 'rasain', 'sekarang']
4	berasa', 'dekil', 'banget', 'pengen', 'cepat', 'nyampe', 'rumah', 'mandi']

3.3.5 Stemming

Stemming adalah proses pengurangan kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya. Data cuitan yang telah melalui proses stemming disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Tweet Setelah *Stemming*

No	Tweet
1	'erawat', 'cetak', 'bopeng']
2	'kutuk', 'boyband', 'anemo', 'cebol', 'akhir', 'ilang']
3	'sungkring', 'dulu', 'kayak', 'gitu', 'awal', 'debut', 'alhasil', 'rasa', 'sekarang']
4	'rasa', 'dekil', 'banget', 'ingin', 'cepat', 'sampai', 'rumah', 'mandi']

3.4 Feature Model

Data yang telah melalui tahap praproses selanjutnya diberikan bobot pada tahap pembobotan. Penelitian ini menggunakan teknik *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), yang merupakan salah satu metode pembobotan yang umum digunakan dalam analisis sentimen. Teknik ini diterapkan untuk mengatasi ketidakseimbangan frekuensi kata dengan memberikan bobot yang proporsional terhadap kata-kata yang memiliki pengaruh signifikan dalam proses analisis sentimen. Hasil pembobotan menggunakan TF-IDF ditampilkan pada Tabel 8.

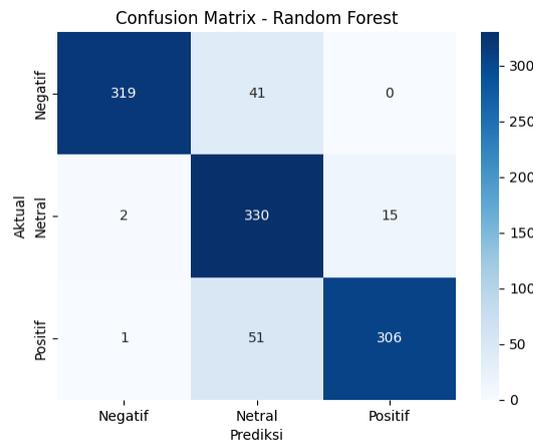
Tabel 8. Hasil Pembobotan TF-IDF

Dokumen	Indeks	Nilai TF-IDF
0	4343	0.4960328121650383
1	3956	0.5109604563133807
2	5276	0.3173467339746141
3	6283	0.35672788416107487

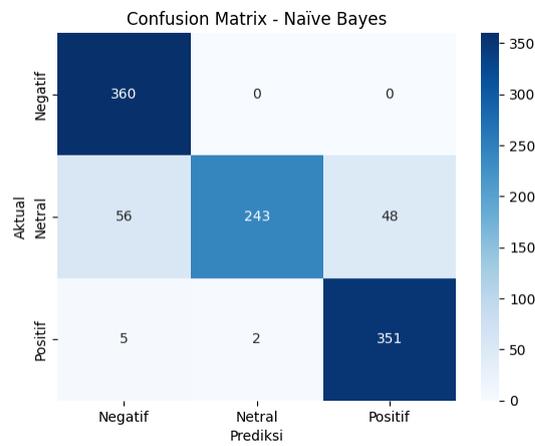
3.5 Implementasi Algoritma Klasifikasi

Berdasarkan pengujian kinerja dari dua metode klasifikasi, yaitu *Random Forest* dan *Naïve Bayes*, terhadap data *tweet* terkait *body shaming*, serta evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan skor F1, maka hasil pengujian dijelaskan sebagai berikut:

3.5.1 *Random Forest*

**Gambar 3.2.** *Confusion Matrix Random Forest* dengan TF-IDF

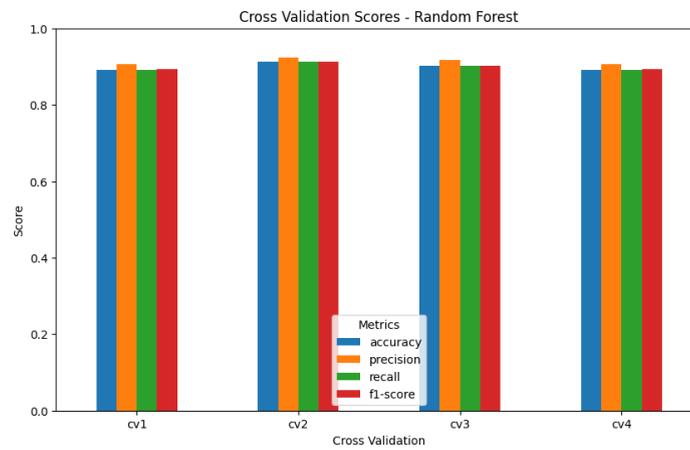
3.5.2 Naïve Bayes



Gambar 3.3. Confusion Matrix Naïve Bayes dengan TF-IDF

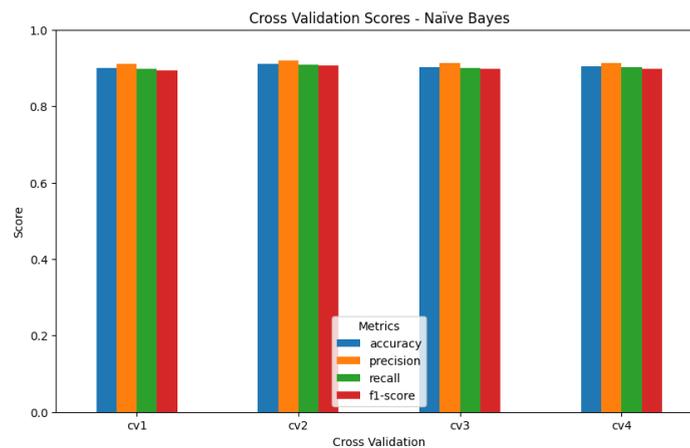
3.6 Implementasi Cross Validation

3.6.1 Random Forest



Gambar 3.4. Grafik Cross Validation Random Forest dengan TF-IDF

3.6.2 Naïve Bayes



Gambar 3.5. Grafik Cross Validation Naïve Bayes dengan TF-IDF

3.7 Perbandingan Performa Algoritma

Tabel 9. Hasil Perbandingan Performa Algoritma

<i>Model</i>	<i>Feature</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
<i>Random Forest</i>	TF-IDF	89.79%	91.0%	90.0%	90.0%
<i>Naïve Bayes</i>	TF-IDF	90.68%	91.0%	89.0%	89.0%

Dataset penelitian ini menggunakan 2.204 *tweet*. Setelah melalui tahap *pre-processing*, tersisa 1.065 *tweet* untuk evaluasi. Dua algoritma dikaji, yaitu *Random Forest* dan *Naïve Bayes*, guna mengklasifikasikan sentimen *tweet* ke dalam tiga kategori: *positive*, *neutral*, dan *negative*. Hasil *cross-validation* menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi sedikit lebih tinggi (90,68%) dibandingkan *Random Forest* (89,79%). Namun, pada data uji aktual, keduanya menunjukkan akurasi yang setara, yaitu 90%. *Random Forest* unggul dalam mengklasifikasikan sentimen *neutral* dan *negative* secara lebih seimbang, sedangkan *Naïve Bayes* lebih efektif dalam mengenali sentimen *positive* dan *negative*.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma *Random Forest* dan *Naïve Bayes* menunjukkan performa baik dalam klasifikasi sentimen *body shaming* pada media sosial X. Sebanyak 2.204 *tweet* dikumpulkan dan diproses melalui tahapan *preprocessing* hingga diperoleh 1.065 *tweet* untuk analisis. Berdasarkan evaluasi menggunakan TF-IDF dan 10-Fold Cross Validation, algoritma *Naïve Bayes* memperoleh akurasi sebesar 90,68%, sedikit lebih tinggi dibandingkan *Random Forest* yang mencapai 89,79%. Pada pengujian data aktual, kedua algoritma menunjukkan akurasi setara sebesar 90%. *Random Forest* menghasilkan klasifikasi sentimen netral dan negatif yang lebih seimbang, sedangkan *Naïve Bayes* menunjukkan kinerja lebih baik dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Dengan mempertimbangkan ketepatan identifikasi sentimen dan distribusi kelas, *Naïve Bayes* dinilai lebih sesuai digunakan untuk klasifikasi sentimen *body shaming* pada *dataset* dengan karakteristik serupa.

REFERENCES

- [1] S. R. I. Rezeki, Y. Restiviani, and R. Zahara, "PENGUNAAN SOSIAL MEDIA TWITTER DALAM KOMUNIKASI ORGANISASI (Studi Kasus Pemerintah Provinsi DKI Jakarta Dalam Penanganan Covid-19)," *J. Islam. Law Stud.*, vol. 4, no. 2, pp. 63–78, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.uin-antasari.ac.id/index.php/jils/article/download/3804/pdf/11870>
- [2] A. Tamaraya and D. Ubaedullah, "Dampak Penggunaan Twitter Terhadap Pengungkapan Diri Mahasiswa," *Interak. Perad. J. Komun. dan Penyiaran Islam*, vol. 1, no. 1, pp. 29–37, 2021, doi: 10.15408/interaksi.v1i1.20878.
- [3] S. S. Sari, U. K. Ulfa, P. E. P. U. Pradita, and T. S. Tri, "Analisis Sentimen Terhadap Komentar Beauty Shaming Di Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma SentiStrength," *Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 71–78, 2021, doi: 10.57152/ijirse.v1i1.55.
- [4] D. S. Rahmadani and S. Muyana, "Studi literatur: perilaku body shaming di kalangan remaja," *Penguatan Karakter Menuju Konselor Multibudaya Dijawai Nilai-Nilai Reli.*, no. 2019, pp. 1488–1499, 2023.
- [5] K. Fitria and Y. Febrianti, "the Interpretation and Attitude of Body Shaming Behavior on Social Media (a Digital Ethnography Study on Instagram)," *Diakom J. Media dan Komun.*, vol. 3, no. 1, pp. 12–25, 2020, doi: 10.17933/diakom.v3i1.78.
- [6] W. N. Putri, "Rekomendasi Rancangan Kampanye Sosial Tema Body Shaming Bagi Generasi Z," *Wimba J. Komun. Vis.*, vol. 12, no. 2, pp. 110–123, 2022, doi: 10.5614/jkvw.2022.12.2.3.
- [7] D. Geofani, "Pengaruh cyberbullying body shaming pada media sosial instagram terhadap kepercayaan diri wanita karir di Pekanbaru," *Jom Fisip*, vol. 6, pp. 2–6, 2019.
- [8] Mima Defliyanti Saragih, Joy Novi Yanti Lumbantobing, San Mikael Sinambela, Johan Pardamean Simanjuntak, Manotar Leryaldo Sinaga, and Abdinur Batubara, "Perilaku Antar Sesama Siswa dan

- Upaya Guru dalam Menyikapinya,” *J. Bintang Pendidik. Indones.*, vol. 2, no. 3, pp. 01–14, 2024, doi: 10.55606/jubpi.v2i3.3002.
- [9] C. Pricilia, D. Yoanita, and D. Budiana, “Pengaruh Bodily Shame di Instagram terhadap Konsep Diri Remaja Perempuan,” *J. E-Komunikasi*, vol. 7, no. 2, pp. 1–12, 2019, [Online]. Available: <http://publication.petra.ac.id/index.php/ilmu-komunikasi/article/view/10282>
- [10] D. N. Sari, D. N. Sari, F. Adelia, F. Rosdiana, B. B. Butar, and M. Hariyanto, “Analisa Sentimen Terhadap Review Produk Kecantikan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *JIKA (Jurnal Inform.)*, vol. 4, no. 3, p. 109, 2020, doi: 10.31000/jika.v4i3.3086.
- [11] F. F. Mailoa, “Analisis sentimen data twitter menggunakan metode text mining tentang masalah obesitas di indonesia,” *J. Inf. Syst. Public Heal.*, vol. 6, no. 1, p. 44, 2021, doi: 10.22146/jisph.44455.
- [12] N. Rochmawati and S. C. Wibawa, “Opinion Analysis on Rohingya using Twitter Data,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 336, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/336/1/012013.
- [13] Wahyu Sejati, Ankur Singh Bist, and Amirsyah Tambunan, “Pengembangan Analisis Sentimen dalam Rekayasa Software Engineering menggunakan tinjauan literatur sistematis,” *J. MENTARI Manajemen, Pendidik. dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 95–103, 2023, doi: 10.33050/mentari.v2i1.377.
- [14] G. A. Sandag, “Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma Random Forest,” *Cogito Smart J.*, vol. 6, no. 2, pp. 167–178, 2020, doi: 10.31154/cogito.v6i2.270.167-178.
- [15] Bustami, “Penerapan Algoritma Naive Bayes,” *J. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 884–898, 2014.
- [16] M. Agustriya and M. Ula, “Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Naive Bayes Menggunakan Genetic algorithm dan Bagging untuk Data Publik Risiko Transaksi Kartu Kredit Performance Analysis of Naive bayes Classification Algorithm Using Genetic algorithm and Bagging for Public Data o,” vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.26418/justin.v12i3.80136.
- [17] S. F. Fattah and Purnawansyah, “Analisis sentimen terhadap Body Shaming pada Twitter menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *Indones. J. Data Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 61–71, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i2.46.
- [18] M. Tawil and S. Sukarna, “Investigasi Kreativitas Mahasiswa melalui Software Simulasi Komputer: Embedded Experimentalmodel,” *Edukatif J. Ilmu Pendidik.*, vol. 6, no. 1, pp. 635–644, 2024, doi: 10.31004/edukatif.v6i1.6165.
- [19] R. R. Salam, M. F. Jamil, Y. Ibrahim, R. Rahmaddeni, S. Soni, and H. Herianto, “Analisis Sentimen Terhadap Bantuan Langsung Tunai (BLT) Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Support Vector Machine,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 27–35, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.590.
- [20] F. Wordvec, “Klasifikasi Sentimen pada Dataset Terbatas Menggunakan Random,” vol. 6, no. 1, pp. 214–222, 2024, doi: 10.47065/josyc.v6i1.6246.
- [21] I. Muhamad Malik Matin, “Hyperparameter Tuning Menggunakan GridsearchCV pada Random Forest untuk Deteksi Malware,” *Multinetics*, vol. 9, no. 1, pp. 43–50, 2023, doi: 10.32722/multinetics.v9i1.5578.
- [22] J. Teknologi and S. Informasi, “Implementasi Metode Klasifikasi Naive Bayes Untuk Memprediksi Juara La Liga,” vol. 5, no. September, pp. 128–139, 2024, doi: 10.35957/jtsi.v5i2.8028.
- [23] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM),” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.
- [24] W. Nugraha and A. Sasongko, “Hyperparameter Tuning pada Algoritma Klasifikasi dengan Grid Search Hyperparameter Tuning on Classification Algorithm with Grid Search,” *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 391–401, 2022, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>