

Analisis Sentimen Terhadap *Cyberbullying* pada Platform Media Sosial X Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*

Siti Anisa Mahmudah¹, Aditia Yudhistira^{*2}

^{1,2}Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia, Indonesia
Email: ¹siti_anisa_mahmudah@teknokrat.ac.id, ²aditiayudhistira@teknokrat.ac.id

Abstrak

Perundungan telah menjadi isu global yang tidak lagi terbatas oleh batasan geografis, tetapi juga merambah ke media sosial, sehingga menciptakan tantangan baru dalam upaya pencegahan dan penanganannya. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi sentimen terkait *cyberbullying* dalam komunitas online dengan menerapkan algoritma *Naive Bayes*, menggunakan metode *MultinomialNB* dan *BernoulliNB*. Data dikumpulkan melalui proses crawling dari platform media sosial X, kemudian dianalisis melalui tahapan preprocessing yang terstruktur. Kinerja model dinilai menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Berdasarkan hasil analisis, metode *BernoulliNB* menunjukkan keunggulan dalam mengidentifikasi sentimen positif dengan presisi sebesar 68,44% dan *recall* 39,15%, sedangkan *MultinomialNB* lebih efektif dalam mendeteksi sentimen negatif. Namun, kedua model menghadapi tantangan dalam mengatasi ketidakseimbangan data yang memengaruhi performa keseluruhan. Penelitian ini berkontribusi dalam menyediakan metode analisis sentimen berbasis algoritma probabilistik yang efisien untuk mendeteksi pola-pola *cyberbullying* secara otomatis. Hasil yang diperoleh dapat dimanfaatkan untuk mengembangkan sistem deteksi *cyberbullying* yang lebih andal, memberikan solusi praktis bagi platform media sosial dalam menciptakan lingkungan digital yang lebih aman dan ramah bagi penggunaannya.

Kata kunci: Analisis Sentimen, *BernoulliNB*, *Cyberbullying*, Media Sosial, *MultinomialNB*, *Naive Bayes*

Sentiment Analysis of Cyberbullying on Social Media Platform X Using Naive Bayes Algorithm

Abstract

Bullying has become a global issue that is no longer limited by geographical boundaries, but also penetrates into social media, thus creating new challenges in prevention and handling efforts. This study aims to evaluate sentiment related to cyberbullying in online communities by applying Naive Bayes algorithm, using MultinomialNB and BernoulliNB methods. Data was collected through a crawling process from X social media platform, then analyzed through structured preprocessing stages. Model performance was assessed using metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. Based on the analysis results, the BernoulliNB method shows superiority in identifying positive sentiments with a precision of 68.44% and recall of 39.15%, while MultinomialNB is more effective in detecting negative sentiments. However, both models face challenges in overcoming data imbalance which affects the overall performance. This research contributes to providing an efficient probabilistic algorithm-based sentiment analysis method to automatically detect cyberbullying patterns. The results obtained can be utilized to develop more reliable cyberbullying detection systems, providing practical solutions for social media platforms in creating a safer and friendlier digital environment for their users.

Keywords: *BernoulliNB*, *Cyberbullying*, *MultinomialNB*, *Naive Bayes*, *Sentiment Analysis*, *Social Media*

1. PENDAHULUAN

Di era modern dengan kemajuan teknologi yang pesat, masalah kekerasan, terutama perundungan terhadap masyarakat, telah menjadi topik yang hangat di komunitas online. Perundungan bukan lagi sekadar fenomena lokal, perundungan telah melampaui batas geografis dan masuk ke dunia media sosial, menimbulkan masalah baru yang perlu segera diatasi dan dicegah. Salah satu platform yang memfasilitasi perundungan ini adalah media sosial. Media sosial merupakan sebuah media online yang memungkinkan penggunaannya untuk dengan mudah berpartisipasi, berbagi, dan menciptakan konten yang beragam, seperti blog, jejaring sosial, wiki, forum,

dan dunia virtual. Dalam media sosial, pengguna dapat saling berinteraksi dan menyebarkan informasi dengan cepat. Beberapa contoh media sosial yang sangat populer dan sering digunakan adalah *YouTube*, *TikTok*, *WhatsApp*, *Facebook*, *Twitter*, *Instagram*, dan masih banyak lagi [1]. Media sosial sering kali digunakan sebagai media komunikasi, informasi, dan hiburan bagi para penggunanya. *Instagram* merupakan salah satu platform media sosial yang sering digunakan oleh masyarakat, khususnya generasi milenial, khususnya di Indonesia. Banyak orang yang tertarik dengan manfaat media sosial ini karena *Instagram* menyediakan ruang untuk berbagi foto dan video serta kemampuan untuk mengaplikasikan filter digital. Namun, meskipun memiliki banyak manfaat, masih banyak pengguna yang belum memahami aspek etika dalam menggunakan media sosial. Hal ini sering kali membuat media sosial disalahgunakan, misalnya sebagai sarana untuk mengintimidasi orang lain dari balik layar. *Cyberbullying* atau perundungan *online* di media sosial, seperti yang terjadi di *Instagram*, semakin marak terjadi karena identitas pengguna seringkali dapat disembunyikan, sehingga mereka merasa lebih leluasa untuk melakukan tindakan yang merugikan orang lain kurangnya kesadaran akan etika dalam bermedia sosial dapat berkontribusi terhadap munculnya perilaku negatif tersebut, yang akhirnya berdampak buruk pada kesejahteraan psikologis korban. Oleh karena itu, penting bagi pengguna media sosial untuk lebih memahami etika dan bertanggung jawab atas penggunaan platform ini agar dampak negatif, seperti perundungan *online*, dapat diminimalisir [2].

Menurut penelitian dari berbagai ahli, perundungan *online* dapat berakibat buruk bagi kesehatan mental, meningkatkan tingkat stres, kecemasan, dan depresi di kalangan korban [3]. Selain itu, perundungan *online* juga dapat mempengaruhi citra diri dan rasa percaya diri individu, terutama pada remaja yang masih dalam proses perkembangan emosional dan sosial. Penting untuk menciptakan kesadaran di masyarakat tentang dampak buruk perundungan *online* serta mencari solusi yang efektif untuk mencegah dan mengatasi masalah ini. *Cyberbullying* memiliki karakteristik yang membedakannya dari perundungan konvensional. Pertama, pelaku sering kali dapat bertindak secara anonim, membuatnya lebih sulit untuk terdeteksi oleh orang dewasa atau pihak berwenang [4]. Kedua, serangan dapat berlangsung secara terus-menerus tanpa batasan waktu dan lokasi, sehingga korban tidak memiliki ruang aman untuk berlindung [5]. Ketiga, dampak sosialnya cenderung lebih luas karena insiden tersebut dapat tersebar di platform publik, memperparah perasaan malu dan keterasingan yang dialami korban [6]. Dengan demikian, penting untuk memahami dan mengidentifikasi fenomena ini dalam ranah digital. Seiring dengan berkembangnya teknologi, berbagai metode dan teknik digunakan untuk menganalisis sentimen dalam data teks, termasuk di media sosial.

Salah satu teknik pembelajaran mesin untuk analisis sentimen adalah *Naive Bayes Classifier (NBC)*. *Naive Bayes* merupakan salah satu metode klasifikasi sederhana yang sering digunakan karena mudah diaplikasikan dan memberikan hasil yang baik ketika diterapkan pada banyak kasus. Namun, kelemahan dari metode ini adalah asumsi bahwa kelas-kelasnya tidak saling bergantung, sehingga kurang akurat. Dalam penelitian [7] juga membuktikan bahwa sistem mampu mengklasifikasi sentimen menggunakan *Naive Bayes* dengan akurasi yang dihasilkan sebesar 80%. Hal ini membuktikan bahwa *Naive Bayes* dapat menjadi pilihan yang efektif untuk analisis data teks di media sosial.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa hasil akurasi dan AUC dengan algoritma *Naive Bayes*, hasil pengujian pengklasifikasian AUC nilai keakuratannya dapat dikategorikan sebagai *Excellent Classification* [8]. Namun pada penelitian [9] meskipun *Naive Bayes* terbukti efektif untuk analisis sentimen pada data teks, terutama yang diperoleh dari media sosial seperti *Twitter*, *Instagram*, dan *YouTube*, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Salah satu keterbatasannya adalah akurasi prediksi, yang kadang dapat menurun terutama ketika data yang digunakan memiliki kompleksitas tinggi atau ketika terdapat hubungan yang erat antara fitur-fitur yang ada. *Naive Bayes* mengasumsikan independensi antar fitur, yang tidak selalu sesuai dengan kondisi dunia nyata di mana fitur-fitur tersebut sering kali saling bergantung satu sama lain. Selain itu, tantangan lain yang muncul adalah seleksi atribut, di mana memilih atribut atau fitur yang tepat menjadi kunci dalam meningkatkan performa model. Atribut yang kurang relevan atau redundan dapat mengurangi efektivitas *Naive Bayes* dalam menghasilkan prediksi yang akurat.

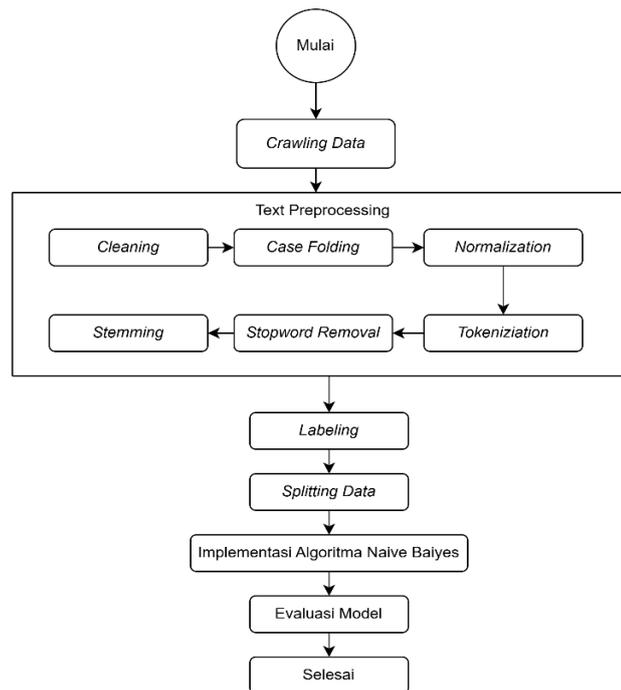
Penelitian tentang *cyberbullying* di Indonesia menunjukkan adanya ketidakseimbangan dalam menghubungkan faktor sosial, psikologis, dan teknis. Meskipun banyak penelitian yang membahas fenomena ini, banyak di antaranya belum mengaitkan dampak sosial dan psikologis yang ditimbulkan oleh *cyberbullying* dengan aspek teknis seperti algoritma deteksi dan analisis data. Sebagai contoh, meskipun banyak studi yang mengungkapkan bahwa *cyberbullying* memiliki pengaruh emosional yang besar terhadap korban, masih terdapat kekurangan dalam membahas bagaimana algoritma dapat diperbaiki untuk lebih efektif mendeteksi perilaku ini di berbagai platform media sosial [10].

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis bagaimana komunitas online merespon *cyberbullying* menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Fokus utama penelitian ini adalah untuk menemukan pola-pola perundungan yang terjadi di dunia maya dan melihat bagaimana orang-orang bereaksi terhadapnya. Dengan menggunakan data dari berbagai platform online, penelitian ini diharapkan bisa mengembangkan cara yang lebih

tepat dan cepat untuk mendeteksi *cyberbullying* secara otomatis. Hasil penelitian ini diharapkan juga bisa membantu merancang langkah-langkah yang lebih efektif untuk mengurangi dampak buruk *cyberbullying*, serta meningkatkan kesadaran tentang pentingnya menjaga keamanan dan kenyamanan di dunia maya.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dirancang dengan alur sistem yang terstruktur dalam bentuk *flow chart*. *Flow chart* ini membantu memetakan Langkah-langkah penelitian dari awal hingga akhir, termasuk perencanaan, pelaksanaan, dan evaluasi. Dengan ini dapat memberikan gambaran yang jelas tentang urutan kegiatan, Keputusan penting, dan proses penting dalam penelitian, seperti *crawling data*, *preprocessing*, analisis, dan interpretasi hasil. [11].



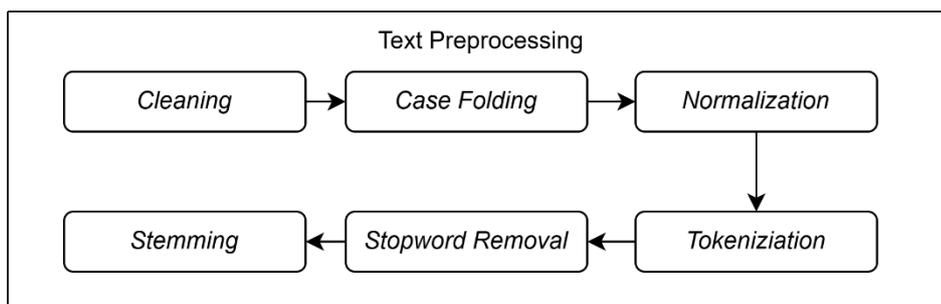
Gambar 1. *Flowchart* alur penelitian

1. *Crawling Data*

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dengan menggunakan metode data crawling dengan *Google Colab*. Data dikumpulkan dengan menggunakan kata kunci yang berkaitan dengan fenomena perundungan. Adapun kata kunci yang digunakan dalam proses pengambilan data meliputi "bully", "perundungan", "penghinaan", dan "sarkasme". [12]

2. *Preprocessing*

Text preprocessing adalah tahap persiapan data sebelum pemodelan. Proses ini merupakan bagian dari teknik data mining yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang lebih mudah dipahami. Proses ini dilakukan untuk mengatasi masalah seperti redundansi data, data yang berisik, dan data yang hilang. Berikut adalah langkah-langkah yang dilakukan dalam *text preprocessing*. [13]



Gambar 2. Tahapan *Preprocessing*

a. *Cleaning*

Cleaning Data adalah kegiatan menghapus karakter yang tidak sesuai dengan ketentuan, seperti huruf atau karakter di luar alfabet dari a sampai z (termasuk tanda baca) cleaning ini juga berguna untuk menghapus *link* atau *URL*, hastag, *username*. [14]

Tabel 1. Proses *Cleaning*

<i>Tweet</i>	<i>Cleaning</i>
@alfiyah_fi12971 @DokterTifa @prabowo Dokter ginian emang pantas dihina dicaci maki kalo bisa dibunuh	Dokter ginian emang pantas dihina dicaci maki kalo bisa dibunuh

b. *Case Folding*

Case folding adalah proses di mana semua karakter dalam teks dikonversi menjadi huruf kecil dan tanda baca serta angka dihilangkan, misalnya hanya huruf alfabet dari a-z. [15]

Tabel 2. Proses *Case Folding*

<i>Tweet</i>	<i>Case Folding</i>
Klu ga laku mah ga pada sowan ke pa Anies emang pada ga punya malu para politikus untungnya pa Anies ga baperan yg sering dihina orang	klu ga laku mah ga pada sowan ke pa anies emang pada ga punya malu para politikus untungnya pa anies ga baperan yg sering dihina orang

c. *Normalization*

Normalization yaitu mengubah kata tidak baku menjadi kata baku sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia, [16]

Tabel 3. Proses *Normalization*

<i>Tweet</i>	<i>Normalization</i>
Wah kurang manusiawi itu pak polisi melakukan perundungan harusnya langsung aja di buang ke laut mayan kan nambah kesuburan plankton	wah kurang manusiawi itu pak polisi melakukan perundungan harusnya langsung saja di buang ke laut lumayan kan menambah kesuburan plankton

d. *Tokenization*

Tokenization, yaitu proses yang melibatkan pemisahan kata pada kalimat menjadikan potongan potongan tersebut dikenal sebagai token yang berupa kata, angka, symbol, tanda baca, dan entitas penting lainnya, untuk digunakan sebagai analisis. [17]

Tabel 4. Proses *Tokenization*

<i>Tweet</i>	<i>Tokenization</i>
Dipuji tidak terbang dihina tiap hari bang	dipuji,tidak,terbang,dihina,tiap,hari,abang

e. *Stopword Removal*

Penghapusan *Stopword* digunakan untuk menghapus kata-kata yang biasanya tidak memberikan informasi penting selama pemrosesan teks, seperti “dan”, “atau”, “yang”, dan lainnya. Proses penghilangan *stopword* biasanya dilakukan setelah tokenisasi, ketika teks dipecah menjadi kata-kata yang terpisah. [18]

Tabel 5. Proses *Stopword Removal*

<i>Tweet</i>	<i>Stopword Removal</i>
aksi perundungan di dasar laut	[aksi, perundungan, dasar, laut]

f. *Stemming*

Stemming adalah proses di mana bentuk kata diubah menjadi bentuk dasar atau akarnya. Proses ini sering digunakan pada tahap awal pemrosesan bahasa alami, pencarian informasi, dan pemodelan bahasa. [19]

Tabel 6. Proses *Stemming*

<i>Tweet</i>	<i>Stemming</i>
perundungan kesehatan mental	rundung sehat mental

3. Labeling

Labeling adalah proses memberi label sentiment pada setiap teks tweet di X setelah melalui tahap preprocessing, label yang diberikan adalah Positif, dan Negatif.

4. Splitting Data

Splitting data adalah melibatkan pembagian data menjadi dua atau lebih, proses ini digunakan untuk menguji atau mengevaluasi data. [20]

5. Implementasi Algoritma *Naive Bayes*

Pada penelitian ini, mengimplementasikan algoritma *Naive Bayes* dengan menggunakan dua metode, yaitu *MultinomialNB* dan *BernoulliNB*, dua metode ini menggunakan pendekatan yang berbeda dalam menangani data teks sehingga dapat memberikan perspektif yang berbeda mengenai performa algoritma *Naive Bayes* pada dataset yang sama.

6. Evaluasi Model

Evaluasi model digunakan untuk menentukan kinerja model dengan memeriksa akurasi metode menggunakan matriks perturbasi, tabel akurasi dan presisi masing-masing model. Setelah data uji dibandingkan dengan data latih, sebuah daftar kelas dihasilkan dari data uji, yang disebut prediksi kelas. Prediksi kelas kemudian dibandingkan dengan kelas sebenarnya dari data uji yang sebelumnya disembunyikan. Dengan demikian, akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dapat dilihat dan dihitung. [21]

Kinerja model dinilai menggunakan metrik berikut:

1. Akurasi:

$$Akurasi = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (1)$$

2. Presisi:

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2)$$

3. Recall:

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3)$$

4. *F1-Score*:

$$F1\ Score = 2X \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \quad (4)$$

Keterangan:

- TP (*True Positive*): Prediksi benar untuk kelas positif.
- TN (*True Negative*): Prediksi benar untuk kelas negatif.
- FP (*False Positive*): Prediksi salah untuk kelas negatif.
- FN (*False Negative*): Prediksi salah untuk kelas positif.

7. Perbandingan Model

Kinerja *MultinomialNB* dan *BernoulliNB* dievaluasi berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. *BernoulliNB* menunjukkan hasil lebih baik dalam mendeteksi kelas positif, sedangkan *MultinomialNB* lebih unggul pada kelas negatif. Kedua metode dapat dipilih sesuai fokus analisis.

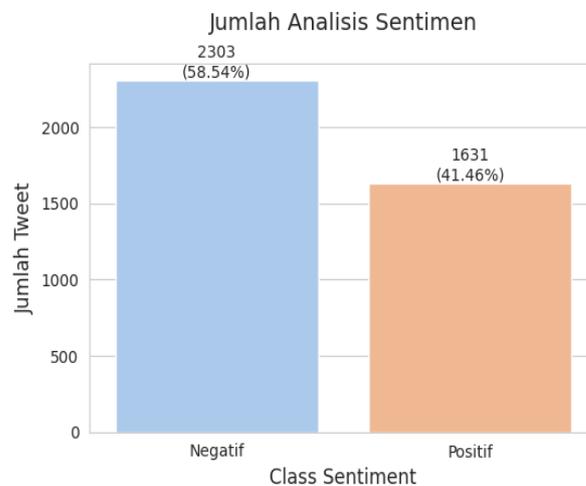
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Dataset Penelitian

Dataset penelitian yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *platform* media sosial X, dengan menggunakan metode *Crawling Data*. Dataset awal terdiri dari 4086 tweet yang mencakup berbagai macam opini pengguna X. Setelah melalui tahap *preprocessing* seperti *cleaning*, *case folding*, *normalization*, *tokenization*, *stopword removal*, *stemming*. Dataset yang valid berjumlah 3937 tweet. Setelah tahap *preprocessing* data dikategorikan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu dengan total 2306 data negative dan 1631 data positif.

Berdasarkan Gambar 3, distribusi data menunjukkan bahwa dataset yang digunakan memiliki ketidakseimbangan antara sentimen negatif dan positif, dengan 2.306 data negatif dibandingkan 1.631 data positif. Ketidakseimbangan ini turut memengaruhi performa model, terutama dalam mendeteksi sentimen positif

yang jumlahnya lebih sedikit. Hal ini terlihat pada hasil evaluasi recall dan precision untuk kelas positif yang lebih rendah dibandingkan kelas negatif.



Gambar 3. Jumlah Analisis Sentimen *Cyberbullying*

Untuk keperluan pelatihan model dataset ini kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dengan 80% dan data uji dengan 20%, menggunakan rasio 80:21. Dalam penelitian ini, dua metode algoritma *Naive Bayes*, yaitu *MultinomialNB* dan *BernoulliNB* untuk memberikan mengukur performa masing-masing metode dalam mengklasifikasikan data. Berikut rumus *accuracy* :

$$Akurasi = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

Keterangan :

TP : *True Positive*. TN : *True Negative*, FP : *False Positive*, FN : *False Negative*.

Berikut hasil dari dua metode algoritma *Naive bayes* yang digunakan dalam penelitian ini :

Tabel 7. Hasil Evaluasi Kinerja dan Model Klasifikasi

Modelling	Sentiment	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
<i>MultinomialNB</i>	<i>Negative</i>	0.66	0.65	0.93	0.76
	<i>Positive</i>		0.75	0.28	0.41
<i>BernaolliNB</i>	<i>Negative</i>	0.67	0.67	0.87	0.76
	<i>Positive</i>		0.68	0.39	0.50

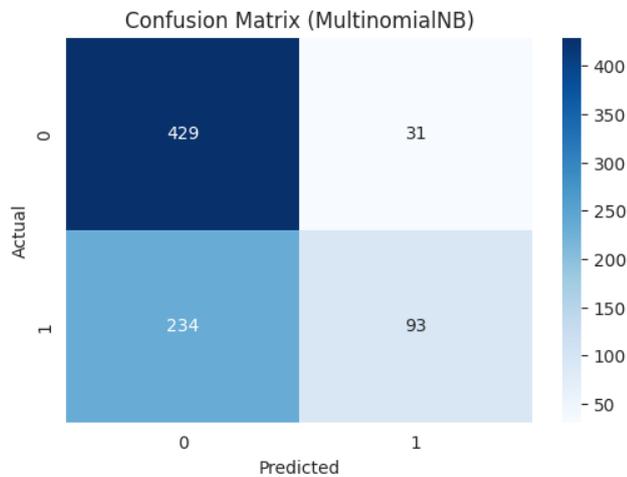
Tabel diatas menyajikan hasil evaluasi kinerja dua model klasifikasi, yaitu *MultinomialNB* dan *BernoulliNB*, berdasarkan metrik evaluasi *sentiment analysis* (*Negative* dan *Positive*). Untuk kelas *Negative*, *MultinomialNB* memiliki akurasi 0.66, dengan *precision* 0.65, *recall* 0.93, dan *F1-score* 0.76, sedangkan untuk kelas *Positive*, *precision*-nya lebih rendah di angka 0.75, *recall* 0.28, dan *F1-score* 0.41. Model *BernoulliNB* memiliki kinerja serupa, dengan akurasi 0.67. Pada kelas *Negative*, *precision* mencapai 0.67, *recall* 0.87, dan *F1-score* 0.76, sementara untuk kelas *Positive*, *precision* lebih rendah di angka 0.68, *recall* 0.39, dan *F1-score* 0.50. Kedua model menunjukkan performa lebih baik dalam mendeteksi sentimen *Negative* dibandingkan *Positive*, yang terlihat dari nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang lebih tinggi untuk kelas tersebut.

3.2. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel yang membandingkan kelas yang diprediksi dengan kelas actual dari suatu contoh data, melalui *confusion matrix* penelitian ini menghitung berbagai *matrix* evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. [16] penelitian *confusion matrix* ini menggunakan data dari hasil *split data testing* sebesar 20% dari keseluruhan dataset awal.

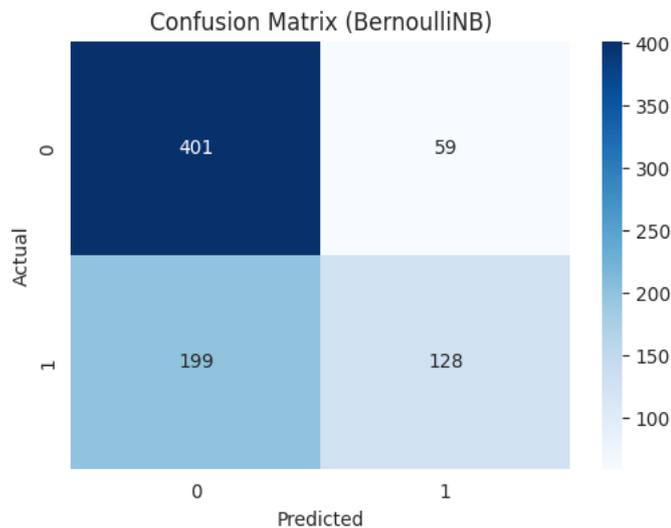
Hasil *confusion matrix MultionomialNB* yang dapat dilihat dari Gambar 4, matriks ini menggambarkan perbandingan antara hasil prediksi model dengan label sebenarnya dari data testing. Matriks *MultinomialNB*

menghasilkan sebanyak 429 negatif dengan benar (*True Negative*) dan sebanyak 93 positif dengan benar (*True Positive*) matriks *MultinomialNB* memprediksi 31 negatif (*False positive*) dan 234 positif (*False Negative*)



Gambar 4. Confusion Matrix MultionomialNB

Hasil ini menunjukkan kinerja model yang baik untuk kelas negatif, tetapi lemah dalam mendeteksi kelas positif, terlihat dari rendahnya *recall* untuk kelas positif sebesar **28.43%**, meskipun *precision* cukup tinggi di **75.00%**. Akurasi keseluruhan model mencapai **66.33%**, tetapi ini tidak mencerminkan kinerja optimal karena bias terhadap kelas negatif. Untuk meningkatkan deteksi kelas positif, diperlukan penyeimbangan data atau algoritma yang lebih adaptif terhadap ketidakseimbangan data.



Gambar 5. Confusion Matrix BernoulliNB

Berdasarkan perbandingan matriks *MultinomialNB* dan *BernoulliNB* menunjukkan bahwa kedua metode tersebut memiliki kelebihan dan kekurangan dalam mengklasifikasikan data. Pada Gambar 5 diatas, 401 sampel kelas negative (*True Negative*), 128 sampel kelas positif (*True Positive*). Terdapat kesalahan prediksi dari model ini adalah 59 negatif (*False Positive*) dan 199 positif (*False Negative*). Dibandingkan dengan *confusion Matrix MultinomialNB* dan *BernoulliNB* menunjukkan peningkatan dalam kelas positif, jumlah *True Positive* yang lebih tinggi (128 dibandingkan dengan 93) *False Negative* yang lebih rendah (199 dibandingkan 234).

Hasil evaluasi metode *BernoulliNB* menunjukkan akurasi sebesar 67,34%, sedikit lebih tinggi daripada *MultinomialNB*, yang memiliki akurasi 66,33%. Presisi untuk kelas positif mencapai 68,44%, yang berarti bahwa sebagian besar prediksi positif benar. Namun, *recall* untuk kelas positif hanya mencapai 39.15%, yang berarti bahwa model masih mengalami kesulitan untuk mengenali sebagian besar sampel positif. Nilai F1 yang diperoleh adalah 49.68%. Dalam hal akurasi secara keseluruhan kinerja kedua *Confusion Matrix* ini dapat

cyberbullying untuk mencegah dampak buruk pada kesehatan mental. Kombinasi algor Bayes dengan metode evaluasi berbasis metrik, seperti F1-score, memberikan hasil yang aplikatif untuk digunakan dalam sistem deteksi otomatis [28].

Dalam konteks teknologi, penelitian ini membandingkan dua metode algoritma Naive Bayes. Sejalan dengan penelitian [29], yang menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), hasil ini menunjukkan bahwa Naive Bayes dapat menjadi alternatif yang lebih sederhana tetapi tetap efektif dalam analisis teks [30]. Namun, seperti yang disarankan [31], eksplorasi algoritma berbasis *deep learning* dapat memberikan performa yang lebih baik, terutama dalam menangani dataset yang tidak seimbang [32].

Hasil penelitian ini tidak hanya mendukung literatur yang ada tetapi juga memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan teknologi deteksi *cyberbullying*. Penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh [33], lebih berfokus pada analisis sentimen dalam konteks hiburan. Penelitian ini melangkah lebih jauh dengan mengaplikasikan teknologi serupa untuk isu sosial yang kritis [34]. Dengan menggunakan dataset yang lebih besarakan *platform* media sosial yang berbeda, temuan ini dapat menjadi dasar untuk merancang sistem deteksi *cyberbullying* yang lebih andal.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan relevansi algoritma *Naive Bayes* dalam analisis sentimen, terutama pada isu-isu sosial seperti *cyberbullying*. Namun, untuk meningkatkan performa deteksi, diperlukan eksplorasi terhadap metode tambahan, seperti *balancing data* atau penggunaan algoritma alternatif, seperti *Random Forest* atau *IndoBERT*, sebagaimana disarankan oleh Merdiansah dan Ridha (2024) [35].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *Naive Bayes*, baik dengan metode *MultinomialNB* maupun *BernoulliNB*, mampu mengklasifikasikan sentimen terkait *cyberbullying* di media sosial dengan cukup baik. Metode *MultinomialNB* menunjukkan keunggulan dalam mendeteksi sentimen negatif berkat tingkat *recall* yang tinggi, meskipun memiliki kelemahan dalam mengenali sentimen positif, yang ditunjukkan oleh *recall* sebesar 28,43%. Di sisi lain, metode *BernoulliNB* lebih handal dalam mendeteksi sentimen positif dengan *recall* mencapai 39,15%, meskipun presisi keseluruhannya masih perlu ditingkatkan. Akurasi kedua model cukup memadai, yakni 66,33% untuk *MultinomialNB* dan 67,34% untuk *BernoulliNB*. Meski demikian, ketidakseimbangan dalam mengenali sentimen positif dan negatif tetap menjadi kendala, sehingga diperlukan strategi tambahan untuk meningkatkan performa algoritma pada data yang tidak seimbang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Praditya, "Alvin Praditya," vol. 2, no. 1, 2019.
- [2] R. Yunita, "Perundungan Maya (Cyber Bullying) Pada Remaja Awal," *Muhafadzah*, vol. 1, no. 2, pp. 93–110, 2023, doi: 10.53888/muhafadzah.v1i2.430.
- [3] R. Sukmawati and M. I. Tarmizi, "Dampak Tindakan Perundungan Terhadap Perkembangan Mental Siswa Serta Pencegahannya," *J. Ilm. Pendidik. Dasar*, vol. 27, no. 2, pp. 58–66, 2022, doi: 10.13040/IJPSR.0975-8232.12(10).5595-03.
- [4] S. Y. Sekarayu and M. B. Santoso, "REMAJA SEBAGAI PELAKU CYBERBULLYING DALAM MEDIA SOSIAL," *J. Penelit. dan Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2022.
- [5] L. H. Putri and S. I. Savira, "Dampak psikologis pada remaja yang mengalami cyberbullying," *J. Penelit. Psikol.*, vol. 10, no. 01, pp. 309–323, 2023.
- [6] T. P. Wulandari and S. Sujarwo, "Dinamika Psikologis dan Sosial Korban Cyberbullying : Analisis Dampak pada Peserta Didik Sekolah Menengah Pertama," *J. Ilm. Psikol.*, vol. 12, no. 4, pp. 434–443, 2024.
- [7] N. Chatrina Siregar, R. Ruli, A. Siregar, ; M Yoga, and D. Sudirman, "Implementasi Metode Naive Bayes Classifier (NBC) Pada Komentar Warga Sekolah Mengenai Pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ)," *J. Teknol. Aliansi Perguru. Tinggi BUMN*, vol. 3, no. 1, pp. 102–110, 2020.
- [8] H. S. Rifai, S. Febrianti, and I. Santoso, "Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Terhadap Cyberbullying Di Media Sosial Menggunakan Algoritma Naive Bayes (Nb)," *J. IKRAITH-INFORMATIKA*, vol. 7, no. 2, pp. 183–196, 2023.
- [9] N. Raisa and N. Riza, "Sentimen Analisis Terhadap Opini Masyarakat Mengenai Drama Korea Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 2, pp. 1312–1320, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6765.
- [10] N. Zuanda, Rokiyah, R. Dini, and Alrefi, "Tren Penelitian Cyberbullying Di Indonesia," *J. Edu Res.*, vol.

- 5, no. 1, pp. 55–62, 2024, doi: 10.47827/jer.v5i1.153.
- [11] S. Mujilawati and M. Azarki Ubaydillah, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Game Mobile Legends dengan Pendekatan Decision Tree untuk Evaluasi Pengalaman Pengguna,” *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 4, no. 11, pp. 325–333, Dec. 2024, doi: 10.52436/1.jpti.465.
- [12] Y. Nurtikasari, Syariful Alam, and Teguh Iman Hermanto, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Film Pada Platform Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *INSOLOGI J. Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 4, pp. 411–423, Aug. 2022, doi: 10.55123/insologi.v1i4.770.
- [13] J. Homepage, N. C. Agustina, D. Herlina Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. Rozi Kurnia, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science The Implementation of Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store,” vol. 2, pp. 47–54, 2022.
- [14] D. Oktavia, Y. R. Ramadhan, and Minarto, “Analisis Sentimen Terhadap Penerapan Sistem E-Tilang Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 407–417, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1040.
- [15] T. Ridwansyah, “Implementasi Text Mining Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dunia Di Twitter Terhadap Kota Medan Menggunakan K-Fold Cross Validation Dan Naïve Bayes Classifier,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 5, pp. 178–185, 2022, doi: 10.30865/klik.v2i5.362.
- [16] N. Charibaldi, A. Harfiani, and O. Samuel Simanjuntak, “Comparison of the Effect of Word Normalization on Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Methods for Sentiment Analysis,” *Inf. J. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 9, no. 1, pp. 25–31, 2023, doi: 10.25139/inform.v9i1.7111.
- [17] K. Kevin, M. Enjeli, and A. Wijaya, “Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes,” *J. Ilm. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 89–98, 2024, doi: 10.58602/jics.v2i2.24.
- [18] D. Toresa, S. Rico Francisco Sitorus, I. Muzdalifah, F. Wiza, and R. Syelly, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Penggunaan Dompot Digital Dana Menggunakan Metode Klasifikasi Support Vector Machine,” *Technologica*, vol. 3, no. 2, pp. 64–74, 2024, doi: 10.55043/technologica.v3i2.163.
- [19] D. G. Nababan, P. Sijabat, M. Danuarta, and ..., “Merancang Analisis Sentimen Berdasarkan Pendapat Pengguna Aplikasi Grab Dengan Menggunakan Bahasa Pemrograman Python,” *J. Sains ...*, vol. 1, no. 1, pp. 21–27, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.larisma.or.id/index.php/SAINTEK/article/view/453%0Ahttps://jurnal.larisma.or.id/index.php/SAINTEK/article/download/453/311>
- [20] R. Merdiansah and A. Ali Ridha, “Sentiment Analysis of Indonesian X Users Regarding Electric Vehicles Using IndoBERT,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf. (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024.
- [21] A. Muhammadin and I. A. Sobari, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma Svm Dan Nbc,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 2, pp. 85–91, 2021, doi: 10.31294/reputasi.v2i2.785.
- [22] I. S. Arfan, S. Fauziah, and I. Nawangsih, “Analisa Sentimen Terhadap Cyber Bullying di X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. anf Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1411–1419, 2024.
- [23] I. S. Arfan, S. Fauziah, & I. Nawangsih, “Analisis Sentimen Terhadap Cyber Bullying di X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *MALCOM*, vol. 4, no. 4, 2024.
- [24] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19),” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 406, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [25] S. Khairunnisa, K. Adiwijaya., & S. Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)”. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, pp. 406, 2021.
- [26] L. H. Putri, & S. I. Savira.l, “Dampak Psikologis Pada Remaja Yang Mengalami Cyberbullying”. *Character : Jurnal Penelitian Psikologi*, *Character : Jurnal Penelitian Psikologi*, vol. 10, no. 1, pp. 309–323, 2023.
- [27] mareike seska diana Lotulung and juwinner dedy Kasingku, “DAMPAK TINDAKAN PERUNDUNGAN TERHADAP PERKEMBANGAN MENTAL SISWA SERTA PENCEGAHANNYA,” *J. Ilm. Pendidik. Dasar*, vol. 9, no. 3, pp. 2548–6950, 2024, doi: 10.13040/IJPSR.0975-8232.12(10).5595-03.

-
- [28] M. S. D. Lotulung, & J. Kasingku, “DAMPAK TINDAKAN PERUNDUNGAN TERHADAP PERKEMBANGAN MENTAL SISWA SERTA PENCEGAHANNYA”, *PENDAS*, vol. 9, no. 3, 2022.
- [29] G. S. Al-Husna, D. Asmarajati, I. A. Ihsannuddin, and R. Mahmudati, “Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi LinkedIn,” *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 2, pp. 139–144, 2024, doi: 10.55123/storage.v3i2.3602.
- [30] G. Al-Husna, D. Asmarajati, I. Ihsannuddin, & R. Mahmudati, “Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Aplikasi LinkedIn,” *Storage: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, pp. 139–144, 2024.
- [31] Junaedi, A. H. Gunawan, V. Kuswanto, and Jonathan, “Eksplorasi Algoritma Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Destinasi Wisata di Indonesia,” *Bit-Tech (Binary Digit. - Technol.*, vol. 7, no. 2, 2024, doi: 10.32877/bt.v7i2.1810.
- [32] A. Junaedi, H. Gunawan, V. Kuswanto, & Jonathan, “Eksplorasi Algoritma Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Destinasi Wisata di Indonesia,” *bit-Tech*, vol. 7, no. 2, pp. 323–330, 2024.
- [33] Y. Nurtikasari, S. Alam, and T. I. Hermanto, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Film Pada Platform Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *INSOLOGI J. Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 4, pp. 411–423, 2022, doi: 10.55123/insologi.v1i4.770.
- [34] Y. Nurtikasari, Syariful Alam, and Teguh Iman Hermanto, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Film Pada Platform Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *INSOLOGI J. Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 4, pp. 411–423, Aug. 2022, doi: 10.55123/insologi.v1i4.770.
- [35] R. Merdiansah and A. Ali Ridha, “Sentiment Analysis of Indonesian X Users Regarding Electric Vehicles Using IndoBERT,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf. (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024.