

OPTIMASI NAIVE BAYES MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA PADA KLASIFIKASI KOMENTAR *CYBERBULLYING* PADA MEDIA SOSIAL X

Syifa Fauzia Tahir¹, Castaka Agus Sugianto²

^{1,2}Politeknik TEDC Bandung; Jl. Politeknik Jl. Pesantren No.2, Cibabat, Kec. Cimahi Utara, Kota Cimahi, Jawa Barat 40513; telp (022) 6645951

Received: 13 Juli 2024

Accepted: 31 Juli 2024

Published: 7 Agustus 2024

Keywords:

cyberbullying; Naive Bayes;
Algoritma Genetika;
Klasifikasi .

Correspondent

Email:

syifatahirfauzia@gmail.com

Abstrak. Penetrasi pengguna internet di Indonesia meningkat signifikan dari tahun ke tahun. Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) melaporkan bahwa penetrasi internet di Indonesia telah mencapai 79,5% pada tahun 2024, melibatkan lebih dari 221 juta jiwa dari total populasi sekitar 278,69 juta jiwa. Peningkatan ini sebesar 1,4% dibandingkan survei sebelumnya, menunjukkan tren kenaikan penggunaan internet di tengah masyarakat Indonesia. Namun, di balik peningkatan penetrasi pengguna internet yang cukup menggembirakan, terdapat fakta bahwa kasus cyberbullying juga meningkat cukup tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah ini dengan memanfaatkan machine learning, khususnya algoritma Naive Bayes, untuk mengklasifikasikan tweet yang mengandung unsur cyberbullying secara otomatis di X. Algoritma genetika digunakan untuk mengoptimalkan pemilihan fitur, meningkatkan akurasi model. Metodologi penelitian mencakup pengumpulan data, preprocessing, transformasi teks menggunakan TF-IDF, klasifikasi dengan Naive Bayes, dan evaluasi dengan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dioptimalkan mencapai akurasi 77,34%, presisi 73,79%, recall 98,17%, dan skor F1 84,25%, menunjukkan efektivitas model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan komentar cyberbullying. Penelitian ini menyimpulkan bahwa penggunaan Algoritma Genetika untuk mengoptimalkan model Naive Bayes merupakan pendekatan yang efektif dalam mendeteksi cyberbullying di media sosial seperti X.

Abstract. The penetration of internet users in Indonesia has increased significantly year by year. According to the Indonesian Internet Service Providers Association (APJII), internet penetration in Indonesia reached 79.5% in 2024, involving more than 221 million people out of a total population of around 278.69 million. This is an increase of 1.4% compared to the previous survey, showing a rising trend of internet use among Indonesians. However, behind the encouraging increase in internet penetration, the fact remains that cases of cyberbullying have also risen significantly. This research aims to address this issue by utilizing machine learning, specifically the Naive Bayes algorithm, to automatically classify tweets containing elements of cyberbullying on X. Genetic algorithms are employed to optimize feature selection, enhancing the model's accuracy. The methodology includes data crawling, preprocessing, text transformation using TF-IDF, classification with Naive Bayes, and evaluation with a confusion matrix. The results indicate that the optimized model achieves an accuracy of 77.34%, precision of 73.79%, recall of 98.17%, and F1 score of 84.25%, demonstrating the model's effectiveness in detecting and classifying cyberbullying comments. The study concludes that the use of Genetic Algorithm to optimize the Naive Bayes model is an effective approach in detecting cyberbullying on social media like X.

1. PENDAHULUAN

Penetrasi pengguna internet di Indonesia meningkat signifikan dari tahun ke tahun. Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) melaporkan bahwa penetrasi internet di Indonesia telah mencapai 79,5 persen pada tahun 2024, melibatkan lebih dari 221 juta jiwa dari total populasi sekitar 278,69 juta jiwa. Peningkatan ini sebesar 1,4 persen dibandingkan survei sebelumnya, menunjukkan tren kenaikan penggunaan internet di tengah masyarakat Indonesia [1]. Namun, di balik peningkatan penetrasi pengguna internet yang cukup menggembirakan, terdapat fakta bahwa kasus cyberbullying juga meningkat cukup tinggi.

Menurut laporan dari Asosiasi Jasa Penyelenggara Internet Indonesia (APJII), sebanyak 1.895 siswa (45,35%) dari 3.077 siswa SMP dan SMA usia 13-18 di 34 provinsi di Indonesia mengaku pernah menjadi korban cyberbullying, sementara 1.182 siswa (38,41%) lainnya menjadi pelaku. Melihat data tersebut, *cyberbullying* menjadi isu yang sangat serius.

Cyberbullying merupakan bentuk penindasan yang dilakukan oleh pelaku untuk mengganggu atau melecehkan korban menggunakan perangkat teknologi [2]. *Bullying* dapat terjadi dalam berbagai bentuk, seperti penghinaan, penyebaran rumor, pengucilan, pelecehan, intimidasi, serta ungkapan kebencian melalui kata-kata yang kasar [3].

Korban *cyberbullying* berisiko menghadapi berbagai masalah kesehatan mental, seperti penurunan prestasi akademik, kecemasan yang berlebihan, depresi, kesulitan berpikir dan tidur, hingga kecenderungan melukai diri atau bunuh diri. Secara keseluruhan, cyberbullying yang dialami korban dapat memberikan tekanan psikologis yang mendalam. Korban mungkin mengalami gangguan mental ringan hingga parah yang mengganggu kesehatan fisik dan mental mereka [4].

Salah satu media sosial terbesar yang digunakan manusia untuk bertukar informasi dan berinteraksi adalah X. Berdasarkan DataReportal, ada sekitar 24,69 juta pengguna X di Indonesia per Januari 2024 [5]. X telah menjadi salah satu platform terbesar yang

digunakan oleh banyak orang untuk menyebarkan pesan-pesan agresif dan mengintimidasi melalui *tweet* yang bersifat agresif, dengan tujuan merendahkan individu berdasarkan satu atau lebih dari tiga karakteristik umum, yaitu demografi seperti jenis kelamin, ras, dan orientasi seksual. [4].

Dalam mengatasi masalah ini, perlu adanya upaya nyata dan segera untuk mencegah semakin meluasnya *cyberbullying* di Indonesia, terutama di X. Salah satunya dengan mendeteksi komentar *tweet* yang mengandung unsur *cyberbullying*. Teknologi *machine learning* dapat digunakan untuk secara otomatis mengklasifikasikan komentar yang mengandung unsur *bullying* atau tidak salah satunya menggunakan algoritma Naïve Bayes. Naïve Bayes adalah metode klasifikasi yang sederhana namun banyak digunakan karena mudah diimplementasikan dan memiliki performa yang baik dalam berbagai situasi [6]. Algoritma ini digunakan untuk mengidentifikasi pola komentar *cyberbullying* di platform media sosial X.

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi dalam data mining yang mengasumsikan bahwa setiap atribut berdiri sendiri dan tidak saling berkaitan. [7]. Oleh karena itu, diperlukan penggunaan algoritma genetika (GA) untuk mengoptimalkan pemilihan atribut atau variabel dalam algoritma Naïve Bayes, dengan harapan dapat meningkatkan tingkat akurasi. Algoritma Genetika adalah salah satu jenis algoritma evolusioner yang sangat populer, algoritma ini menggunakan gen dan kromosom untuk mewakili individu, yang dalam hal ini adalah solusi yang sesuai. Tujuan utamanya adalah menemukan serangkaian variabel yang optimal [8].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk mengidentifikasi pola yang membagi data ke dalam berbagai kelas. Pola-pola ini dapat ditemukan menggunakan *machine learning*, yaitu kecerdasan buatan yang belajar dari data

historis untuk meningkatkan kinerja sistem. Metode ini dapat mengklasifikasikan objek atau data berdasarkan informasi prediktif dengan tingkat presisi yang tinggi [9].

2.2. Algoritma Naive Bayes

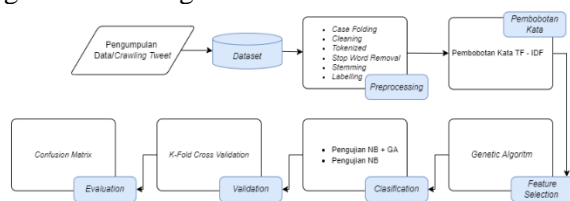
Naive Bayes adalah sekumpulan algoritma klasifikasi yang menggunakan dasar *Teorema Bayes*[10]. Algoritma ini menganggap bahwa setiap fitur yang digunakan untuk mengklasifikasikan data bersifat independen atau tidak bergantung pada fitur lain, jika label kelasnya diketahui. Naive Bayes juga termasuk dalam algoritma pembelajaran generatif, yang berarti algoritma ini berupaya memodelkan distribusi data input untuk setiap kelas. Naive Bayes memiliki keunggulan dalam kesederhanaan, efisiensi, dan kemudahan penerapannya. [11].

2.3. Algoritma Genetika

Algoritma Genetika merupakan suatu teknik pencarian (*Search Technique*) dan teknik optimasi yang cara kerjanya meniru proses utama dan perubahan struktur genetik pada makhluk hidup [12]. Algoritma Genetika menggunakan probabilitas transisi untuk memilih kromosom yang paling unggul guna mendapatkan solusi yang optimal [13]

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data melalui *crawling tweet*, diikuti oleh *preprocessing* yang meliputi pembersihan, tokenisasi, dan pelabelan. Setelah itu, dilakukan transformasi teks menggunakan pembobotan kata TF-IDF, pemilihan fitur dengan algoritma genetika, klasifikasi menggunakan Naive Bayes, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Berikut gambar 3.1 diagram alur.



Gambar 3. 1 Diagram Alur

3.1. Data Selection

Tahap ini dilakukan untuk pengumpulan data yang akan diproses dengan teknik *crawling data* dilanjutkan dengan select data sesuai kebutuhan penelitian dan pelabelan data.

3.2. Pembobotan Kata

Teknik TF-IDF diterapkan dalam penerjemahan teks untuk memberi bobot pada kata-kata dalam sebuah dokumen. Tujuan dari TF-IDF adalah untuk menentukan kata-kata yang paling signifikan dalam sebuah dokumen atau kumpulan dokumen. *Term Frequency* (TF) menunjukkan frekuensi kemunculan sebuah kata dalam dokumen tersebut [14].

3.3. Text Preprocessing

Tahap ini bertujuan meningkatkan kualitas teks, membentuk, membersihkan data dan memudahkan proses analisis lebih lanjut. Proses *preprocessing* terdiri dari tahap *cleaning* proses ini melibatkan menghilangkan atribut yang tidak penting dalam teks, tahap *case folding* proses teks diubah menjadi huruf kecil, tahap *Tokenizing* dilakukan untuk memecah kalimat menjadi kata per-kata dan menentukan struktur setiap kata, tahap *filtering* dilakukan penyaringan kata pada data yang terdapat dalam *stopword list*, tahap *stemming* dilakukan menghilangkan afiks atau imbuhan dari kata.

3.4. Feature Selection

Algoritma yang di gunakan untuk seleksi atribut adalah algoritma genetika.

3.5. Metode Klasifikasi

Metode Naive Bayes akan diterapkan untuk klasifikasi. Selanjutnya, Naive Bayes akan diperkuat menggunakan algoritma genetika untuk mengoptimalkan parameter-parameter klasifikasi. Setelah itu, kedua model akan dievaluasi menggunakan data pengujian untuk membandingkan kinerja mereka dalam mengklasifikasikan.

3.6. Validasi

Proses validasi dilakukan menggunakan *Stratified K-Fold Cross-Validation* dengan 10 fold untuk membagi dataset menjadi 10 subset. Model dilatih pada 9 subset dan divalidasi pada

1 subset secara bergantian. Nilai akurasi dari setiap fold dirata-ratakan untuk mendapatkan nilai akurasi keseluruhan.

3.7. Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk penilaian kinerja algoritma yang telah digunakan. *Confusion matrix* digunakan untuk merepresentasikan hasil prediksi dari model yang sudah terbentuk, mencakup *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* untuk setiap kelas dalam *dataset*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut adalah hasil dan pembahasan yang di dapat dari penelitian yang dilakukan:

4.1. Data Selection

Proses pengumpulan data *tweet* dilakukan dengan memanfaatkan *tweet-harvest*. Pencarian dan pengumpulan opini masyarakat di X didasarkan pada *thread* atau komentar yang telah dikumpulkan dalam kurun waktu tiga bulan. Data yang didapat dari hasil crawling disimpan ke dalam database. Penelitian ini menggunakan data terdiri dari 1176 *tweet* berbahasa Indonesia mengenai *cyberbullying* menggunakan komentar thread yang ada di X. Data ini kemudian akan diproses melalui *preprocessing*.

4.2. Preprocessing

Dalam proses *preprocessing* terdapat 6 tahap yang dilakukan. Diawali dengan data asli dari hasil crawling data, dilanjutkan dengan proses *case folding*, *cleaning*, *tokenized*, *stopword removal*, *stemming* dan terakhir pelabelan data.

4.2.1. Case folding

Pada tahap ini dilakukan perubahan semua karakter huruf menjadi huruf kecil. Berikut gambar 4.1 hasil proses *case folding*.

full_text	case_folded
@cosmedieras Gueh aku reditok rane	@cosmedieras gueh aku reditok rane
@cosmedieras kaku jek tuh minimal good attitude lah	@cosmedieras kaku jek tuh minimal good attitude lah
@cosmedieras Tahan tahan masih bocah https://t.co/9PkyoB40	@cosmedieras tahan tahan masih bocah https://t.co/9PkyoB40
@cosmedieras Kaku TW lah minimal aku kagetan	@cosmedieras kaku tw lah minimal aku kagetan
@cosmedieras engecece	@cosmedieras engecece
@cosmedieras tahan tahan https://t.co/2qf2tHdLxi https://t.co/7J3MUN3LD	@cosmedieras tahan tahan https://t.co/2qf2tHdLxi https://t.co/7J3MUN3LD
@cosmedieras Jek kg	@cosmedieras jek kg
@cosmedieras Anak siapa sih ini?	@cosmedieras anak siapa sih ini?
@cosmedieras eh paling abis ini bkin vid klifikasi pake muka metar' trus mnta maap naps	@cosmedieras eh paling abis ini bkin vid klifikasi pake muka metar' trus mnta maap naps
@cosmedieras mangan sang	@cosmedieras mangan sang
@cosmedieras yaallah gaboleh body shaming tapi abikales	@cosmedieras yaallah gaboleh body shaming tapi abikales
@cosmedieras ku gileknya di pamerin yaa...	@cosmedieras ku gileknya di pamerin yaa...
@cosmedieras jekkg anjir wkwk	@cosmedieras jekkg anjir wkwk
@cosmedieras kok burem https://t.co/ku43pwoR https://t.co/1UvE1eqB6	@cosmedieras kok burem https://t.co/ku43pwoR https://t.co/1UvE1eqB6
@cosmedieras eh maaf bgt to gue pgn bgt jujur gue liat fotonya jekkg anjir	@cosmedieras eh maaf bgt to gue pgn bgt jujur gue liat fotonya jekkg anjir
@cosmedieras BOCAH IDOTT LEPAS DARI RUMAH	@cosmedieras bocah idott lepas dari rumah

Gambar 4.1 Tabel Case Folding

4.2.2. Cleaning

Pada proses *cleaning* dilakukan penghapusan URL, @mention, #hashtag dan delimiter

(karakter angka & simbol). Berikut gambar 4.2 hasil proses *cleaning*.

case_folded	cleaning
@cosmedieras jekkg anjir wkwk	jekkg anjir wkwk
@cosmedieras kok burem https://t.co/ku43pwoR https://t.co/1UvE1eqB6	kok burem
@cosmedieras eh maaf bgt to gue pgn bgt jujur gue liat fotonya jekkg anjir	eh maaf bgt to gue pgn bgt jujur gue liat fotonya jekkg anjir
@cosmedieras bocah idott lepas dari rumah	bocah idott lepas dari rumah
@cosmedieras cari panggang gini amat ya dek ga ada rasa kemanusiaannya ya allah	cari panggang gini amat ya dek ga ada rasa kemanusiaannya ya allah
@cosmedieras baru kali ini liat orang jekkg w kesel	baru kali ini liat orang jekkg w kesel
@cosmedieras org goblok	org goblok
@cosmedieras seketompok pengikut dajal dan yg itu selir nya	seketompok pengikut dajal dan yg itu selir nya
@cosmedieras naps jekkg bgt demialah, bodomat body shaming emang jekkg bgt	naps jekkg bgt demialah bodomat body shaming emang jekkg bgt
@cosmedieras mampus viral	mampus viral
@cosmedieras mukanya ada yang lebih bagus dikit gak?	mukanya ada yang lebih bagus dikit gak
@cosmedieras https://t.co/f023pnyg3	
@cosmedieras jadi ga mood makan	jadi ga mood makan
@cosmedieras kalo muka jekkg minimal kelakuannya lah yg bagu inimah udahmah m	kalo muka jekkg minimal kelakuannya lah yg bagu inimah udahmah m
@cosmedieras masa cantikan art aku drumah?padahal udah 45 usia nya	masa cantikan art aku drumah?padahal udah 45 usia nya
@cosmedieras itu lontor bet itu kok nremilin cabe sekilo	itu lontor bet itu kok nremilin cabe sekilo

Gambar 4.2 Tabel Cleaning

4.2.3. Tokenized

Tahapan ini melakukan pemisahan setiap *tweet* menjadi sebuah kata tunggal (*term*). Tujuan tahapan ini adalah memisahkan setiap kata, dimana biasanya setiap kata dipisahkan oleh spasi. Berikut gambar 4.3 hasil proses *tokenized*.

cleaning	tokenizing
jilat teros	['jilat', 'teros']
kalo udah dikasih tuhan wajah kayak pulu minimal punya perasaan	['kalo', 'udah', 'dikasih', 'tuhan', 'wajah', 'kayak', 'pulu']
ini spesies langkaha	['ini', 'spesies', 'langkaha']
tampang bloon	['tampang', 'bloon']
selangkangan kebo raurusan ngece fisik	['selangkangan', 'kebo', 'raurusan', 'ngece', 'fisik']
udh jekkg gkda otak lg	['udh', 'jekkg', 'gkda', 'otak', 'lg']
	[]
jumpscares	['jumpscares']
minimal tw cok	['minimal', 'tw', 'cok']
dosing yg dibolehkan	['dosing', 'yg', 'dibolehkan']
mukanya kyyk ikan piranha ih	['mukanya', 'kyyk', 'ikan', 'piranha', 'ih']
makasi di ingetin	['makasi', 'di', 'ingetin']
jekkg banget sumpah	['jekkg', 'banget', 'sumpah']
boleh gua hujat' gg' ni' bocah' satu', gereget	['boleh', 'gua', 'hujat', 'gg', 'ni', 'bocah', 'satu', 'gereget']
gue beneran ga pernah ngatain orang jekkg tapi ni orang jekkg bgt	['gue', 'beneran', 'ga', 'pernah', 'ngatain', 'orang', 'jekkg', 'bgt']

Gambar 4.3 Tabel Tokenized

4.2.4. StopWord Removal

Menghapus kata kunci, seperti menghapus kata-kata yang tidak relevan dari teks. Ketepatan bobot ditingkatkan. Menghilangkan "dan" atau kata-kata seperti ini. Tahap ini dilakukan untuk mengoptimalkan data, data yang tidak terlalu penting dan tidak akan mengurangi performa klasifikasi akan dihilangkan. Berikut gambar 4.4 hasil proses *stopword removal*.

tokenizing	Filtering/stopword removal
['jilat', 'teros']	['jilat', 'teros']
['kalo', 'udah', 'dikasih', 'tuhan', 'wajah', 'kayak', 'pulu']	['kalo', 'udah', 'dikasih', 'tuhan', 'wajah', 'kayak', 'pulu']
['ini', 'spesies', 'langkaha']	['spesies', 'langkaha']
['tampang', 'bloon']	['tampang', 'bloon']
['selangkangan', 'kebo', 'raurusan', 'ngece', 'fisik']	['selangkangan', 'kebo', 'raurusan', 'ngece', 'fisik']
['udh', 'jekkg', 'gkda', 'otak', 'lg']	['udh', 'jekkg', 'gkda', 'otak', 'lg']
[]	[]
['jumpscares']	['jumpscares']
['minimal', 'tw', 'cok']	['minimal', 'tw', 'cok']
['dosing', 'yg', 'dibolehkan']	['dosing', 'yg', 'dibolehkan']
['mukanya', 'kyyk', 'ikan', 'piranha', 'ih']	['mukanya', 'kyyk', 'ikan', 'piranha', 'ih']
['makasi', 'di', 'ingetin']	['makasi', 'ingetin']
['jekkg', 'banget', 'sumpah']	['jekkg', 'banget', 'sumpah']
['boleh', 'gua', 'hujat', 'gg', 'ni', 'bocah', 'satu', 'gereget']	['gua', 'hujat', 'gg', 'ni', 'bocah', 'gereget', 'banget']
['gue', 'beneran', 'ga', 'pernah', 'ngatain', 'orang', 'jekkg', 'bgt']	['gue', 'beneran', 'ga', 'pernah', 'ngatain', 'orang', 'jekkg', 'ni']

Gambar 4.4 Tabel StopWord Removal

4.2.5. Stemming

Proses pemetaan dan penguraian berbagai bentuk (*variants*) dari suatu kata menjadi bentuk kata dasarnya (*stem*), dengan cara menghilangkan menghilangkan imbuhan-imbuhan baik itu berupa prefiks, sufiks, maupun konfiks yang ada pada setiap kata.

Berikut gambar 4.5 hasil proses *stemming*.

Filtering/stopword removal	stemming_data
['gak','yasis','mukanya','aneh','kek','kartun','yg','ngo gak ras muka aneh kek kartun yg ngomong nya blwaa	
['kmeren','liat','video','monyet','monta','tolong','ma kmeren liat video monyet monta tolong manusia ambilin	
['bgt','muka','dajjal','tuh','ntar','busuk','dikubur']	bgt muka dajjal tuh ntar busuk kubur
['gitu','sih','stop','menghina','mari','menganiaya']	gitu sih stop hina mari aniaya
['miris','liatnya']	miris liat
['bocah','bocah','goblok']	bocah bocah goblok
['fisik','jelek','kelakuan','jelek','emang','gada','mendi	fiisk jelek laku jelek emang gada mending nya
['bloon']	bloon
['minim','akhlak','bgtttt','astaghfirullah']	minim akhlak bgtttt astaghfirullah
['stress','bgt','berasa','keren','lo','definisi','buruk','ru stress bgt asa keren lo definisi buruk rupa dalam	

Gambar 4.5 Tabel Stemming

4.2.6. Labelling

Data yang telah di stemming selanjutnya dilakukan pelabelan data dimana kata-kata yang mempunyai unsur *bullying* akan dilabeli '*bullying*' dan yang tidak '*nonbullying*'. Berikut gambar 4.6 hasil proses *labelling*

stemming_data	label
mata aja social distancing otak	nonbullying
muka jelek attitude jelek	bullying
jelek tingkah	bullying
muka ngeselin bgt ancrit kayak sifat	bullying
ga nafsu makan nya cok	nonbullying
gumoh ndelok raine	nonbullying
jelek tuh minimal good attitude	bullying
tahan tahan bocah	nonbullying

Gambar 4.6 Tabel Labeling

4.3. Pembobotan Kata

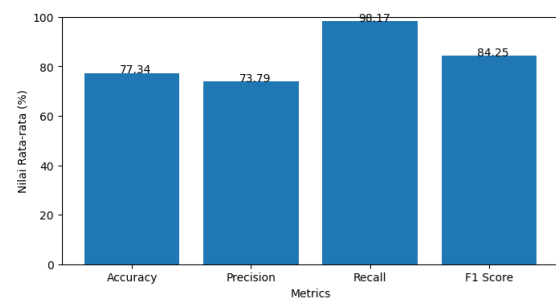
Pada tahap ini, pembobotan kata yang digunakan adalah teknik TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Pembobotan kata dilakukan setelah proses *stemming* dilakukan. Menghasilkan *matriks* fitur dengan dimensi 823 x 3097 untuk data pelatihan dan 353 x 3097 untuk data pengujian.

4.4. Hasil Evaluasi

Hasil pengujian ini melibatkan penilaian terhadap klasifikasi yang telah dilakukan dan analisis terhadap hasil pemodelan yang telah dilaksanakan.

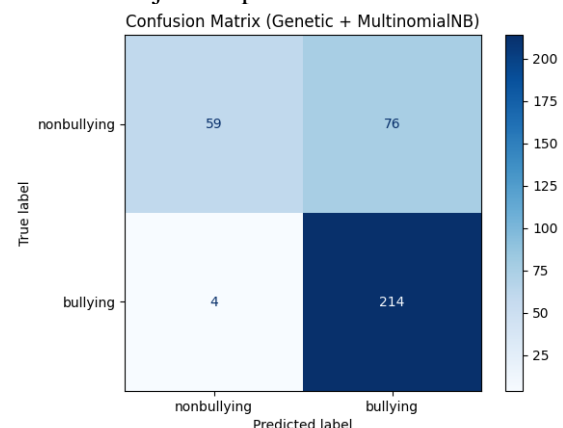
4.4.1. Pengujian Naive Bayes + GA

Pengujian yang dilakukan dengan menggunakan Naive Bayes + Algoritma Genetika yakni *Stratified K-Fold Cross-Validation* dengan 10 fold. Setelah dioptimasi akan menghasilkan peningkatan akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1. Berikut gambar 4.7 hasil pengujian NB + GA.



Gambar 4.7 Diagram hasil Naive Bayes + GA

Optimasi model Naive Bayes Multinomial menggunakan algoritma genetika menghasilkan peningkatan performa dalam klasifikasi komentar *cyberbullying* di media sosial X. Model yang dioptimasi mencapai akurasi 77.34%, presisi 73.79%, *recall* 98.17%, dan skor F1 84.25%. Ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan komentar *bullying*, membuktikan bahwa algoritma genetika berhasil meningkatkan kinerja model secara keseluruhan. Kemudian, untuk hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.8

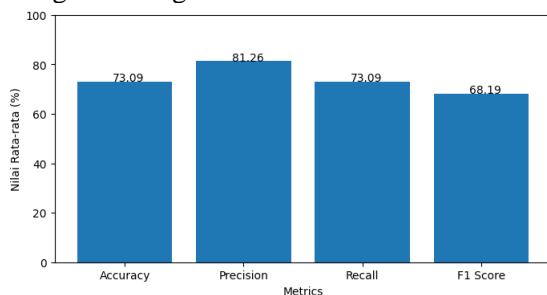


Gambar 4.8 Hasil Confusion Matrix (NB+GA)

Dari gambar 4.8 mendeteksi komentar *bullying*, dengan 208 dari 211 komentar *bullying* diklasifikasikan dengan benar dan hanya 3 komentar *bullying* yang salah diklasifikasikan sebagai *nonbullying*. Namun, terdapat 82 komentar *nonbullying* yang salah diklasifikasikan sebagai *bullying*, sementara hanya 60 komentar *nonbullying* diklasifikasikan dengan benar. Hasil ini menunjukkan efektivitas tinggi dalam mendeteksi *bullying*, tetapi masih ada ruang untuk perbaikan dalam mengurangi *false positives*.

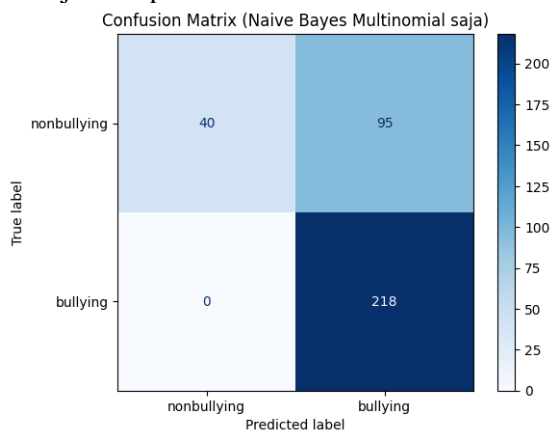
4.4.2. Pengujian Naive Bayes

Sedangkan model Naive Bayes tanpa optimasi menghasilkan gambar 4.9 berikut.



Gambar 4.9 Diagram hasil Naive Bayes

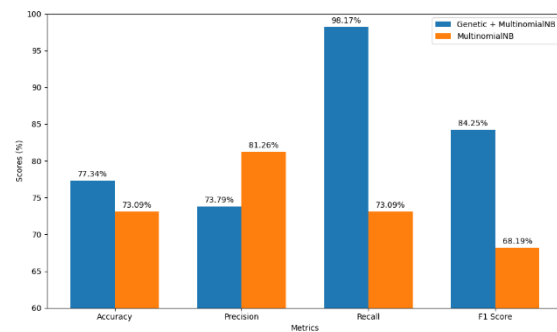
Dari gambar 4.9 menunjukkan akurasi sebesar 73.09%, presisi 81.26%, *recall* 73.09%, dan skor F1 sebesar 68.19%. Ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan komentar dengan tingkat keakuratan yang cukup baik, namun masih ada ruang untuk perbaikan terutama dalam keselarasan antara presisi dan *recall*, yang tercermin dalam skor F1 yang lebih rendah. Model ini cukup efektif, namun hasil metrik evaluasi menunjukkan bahwa ada potensi peningkatan kinerja yang signifikan dengan optimasi lebih lanjut. Kemudian, untuk hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.10



Gambar 4.10 Hasil Confusion Matrix NB

menunjukkan bahwa model Naive Bayes Multinomial tanpa optimasi mengklasifikasikan semua 211 komentar *bullying* dengan benar, namun salah mengklasifikasikan 101 komentar *nonbullying* sebagai *bullying*. Hanya 41 komentar *nonbullying* yang diklasifikasikan dengan benar. Ini menunjukkan efektivitas tinggi dalam mendeteksi *bullying*, tetapi masih ada banyak *false positives*.

4.4.3. Hasil Perbandingan



Gambar 4.11 Diagram Hasil Perbandingan

Diagram perbandingan menunjukkan bahwa model Naive Bayes Multinomial yang dioptimasi dengan algoritma genetika (*Genetic + MultinomialNB*) memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan model Naive Bayes Multinomial tanpa optimasi (*MultinomialNB*). Model yang dioptimasi mencapai akurasi 77.34% dibandingkan dengan 73.09%, presisi 73.79% dibandingkan dengan 81.26%, *recall* 98.17% dibandingkan dengan 73.09%, dan skor F1 84.25% dibandingkan dengan 68.19%. Terlihat bahwa optimasi dengan algoritma genetika meningkatkan *recall* secara signifikan, meskipun presisi sedikit menurun. Secara keseluruhan, model yang dioptimasi menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan, terutama dalam mendeteksi komentar *bullying* dengan lebih akurat, yang tercermin dari nilai *recall* dan skor F1 yang lebih tinggi.

5. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dilakukan uji coba model optimasi dengan menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Algoritma Genetika sebagai Optimasi. Penelitian ini bertujuan untuk melihat hasil dari optimasi terhadap *Cyberbullying* media sosial X, dimana sering kali terdapat *bullying* di kalangan masyarakat yang nantinya akan menyebabkan kontroversi. Data yang bersumber dari X dengan total 1176 data yang dimana setelah di labeling menghasilkan 709 data *Bullying* dan 467 data *Non Bullying*.

Penelitian ini berhasil meningkatkan kinerja model Naive Bayes Multinomial untuk klasifikasi komentar *cyberbullying* dengan optimasi algoritma genetika, mencapai akurasi 77.34%, presisi 73.79%, *recall* 98.17%, dan skor F1 84.25%. Kelebihan utama adalah

kemampuan deteksi *bullying* yang sangat baik, namun terdapat kekurangan dalam jumlah *false positives* yang tinggi. Untuk pengembangan selanjutnya, perlu dieksplorasi metode optimasi tambahan dan penggunaan *dataset* yang lebih beragam untuk meningkatkan presisi dan generalisasi model.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] APJII, "Jumlah Pengguna Internet Indonesia Tembus 221 Juta Orang," [Online]. Available: <https://apjii.or.id/berita/d/apjii-jumlah-pengguna-internet-indonesia-tembus-221-juta-orang>. [Accessed: Jul. 12, 2024].
- [2] M. F. Rizki, K. Auliasari, and R. P. Prasetya, "Analisis Sentiment Cyberbullying pada Sosial Media X Menggunakan Metode Support Vector Machine," JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), vol. 5, no. 2, Sep. 2021.
- [3] Zaenal, Y. Salim, and L. B. Ilmawan, "Analisis Sentimen terhadap Komentar Negatif di Media Sosial Facebook dengan Metode Klasifikasi Naïve Bayes," Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam, vol. 1, no. 4, Nov. 2020.
- [4] M. A. Rahman, "Implementasi Machine Learning pada Application Programming Interface untuk Klasifikasi Komentar Cyberbullying," [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/>. [Accessed: Jul. 12, 2024].
- [5] DIGITAL 2024: INDONESIA, [Online]. Available: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia>. [Accessed: Jul. 12, 2024].
- [6] N. C. Siregar, R. A. R. Siregar, and Y. D. S. M., "Implementasi Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) Pada Komentar Warga Sekolah Mengenai Pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ)," Jurnal Teknologia Aliansi Perguruan Tinggi (APERTI) BUMN, vol. 3, no. 1, 2020.
- [7] E. Martantoh and N. Yanih, "Implementasi Metode Naïve Bayes untuk Klasifikasi Karakteristik Kepribadian Siswa di Sekolah MTS Darussa'adah Menggunakan PHP MySQL," JTSI, vol. 3, no. 2, pp. 166-175, Sep. 2022.
- [8] C. A. Sugianto and T. H. Apandi, "Algoritma Genetika untuk Optimalisasi Klasifikasi Kepuasan Pelayanan e-KTP," Jurnal & Penelitian Teknik Informatika, vol. 3, no. 1, 2018.
- [9] R. R. Karim and A. Herlangga, "Implementasi Klasifikasi Senjata Tradisional Jawa Barat Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Metode Transfer Learning," JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan), vol. 12, no. 2, Apr. 2024.
- [10] H. Ardyanti, R. Goejantoro, and F. D. T. Amijaya, "Perbandingan Metode Klasifikasi Naïve Bayes dan Jaringan Saraf Tiruan (Studi Kasus: PT Asuransi Jiwa Bersama Bumiputera Tahun 2018)," Jurnal EKSPONENSIAL, vol. 11, no. 2, Nov. 2020.
- [11] I. F. Rahman, A. N. Hasanah, and N. Heryana, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Samsat Digital Nasional (SIGNAL) dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan), vol. 12, no. 2, Apr. 2024.
- [12] N. Asiah, M. Musyriah, and N. Zulkarnaim, "Implementasi Algoritma Genetika dalam Rekomendasi Makanan untuk Penderita Obesitas," JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan), vol. 12, no. 2, Apr. 2024.
- [13] A. Nugroho and Y. Religia, "Analisis Optimasi Algoritma Klasifikasi Naïve Bayes menggunakan Genetic Algorithm dan Bagging," JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), vol. 5, no. 3, Jun. 2021.
- [14] B. A. Maulana, R. A. Fauzi, R. I. Agustin, S. A. Azhaar, and T. Rohana, "Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan SVM untuk Analisis Sentimen X Korupsi Bansos Beras Masa Pandemi," JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan), vol. 12, no. 2, Apr. 2024.