

# Analisis Perbandingan Metode Decision Tree Dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Cyberbullying Pada Sosial Media Twitter

Maradona<sup>1\*</sup>, Kusri<sup>2</sup>, Alva Hendi Muhammad<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia

<sup>3</sup> PJJ Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia

\*mrdn@students.amikom.ac.id

## Abstract

*This research focuses on analyzing the impact of social media on society, particularly addressing the issue of cyberbullying on the Twitter platform. Based on statistics, the majority of internet users in Indonesia actively utilize social networks, with Twitter being the most dominant platform used for communication and interaction. Therefore, cyberbullying cases often occur on this social media platform. In this study, two classification methods, namely Decision Tree and K-Nearest Neighbor (KNN), were employed to classify cyberbullying-related messages on Twitter. The aim of this research is to compare the performance of these two methods and to identify early signs of cyberbullying as relevant digital evidence for legal proceedings. The dataset used in this study consists of 650 comment records from the period 2019 to 2021, with predefined labels. The analysis results indicate that K-Nearest Neighbor achieved the highest accuracy, reaching 75.99%, compared to Decision Tree with 65.00%. Hence, K-Nearest Neighbor is considered a more effective method for cyberbullying analysis on the Twitter platform. Additionally, the identification of early signs of cyberbullying in comment id 2 can serve as relevant digital evidence for legal purposes. This research provides better insights into the effectiveness of classification in addressing cyberbullying issues on the Twitter platform.*

*Keywords: cyberbullying, social media, twitter, decision tree, k-nearest neighbor*

## Abstrak

Penelitian ini berfokus pada analisis dampak media sosial pada masyarakat, dengan khususnya membahas masalah cyberbullying di platform Twitter. Berdasarkan statistik, mayoritas pengguna internet di Indonesia aktif menggunakan jejaring sosial, dan Twitter menjadi media sosial yang paling dominan digunakan untuk berinteraksi dan berkomunikasi. Oleh karena itu, masalah cyberbullying sering terjadi di media sosial ini. Penelitian ini menggunakan dua metode klasifikasi, yaitu Decision Tree dan K-Nearest Neighbor (KNN), untuk mengklasifikasikan pesan-pesan terkait cyberbullying di Twitter. Tujuan penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja kedua metode tersebut dan mengidentifikasi tindakan awal cyberbullying sebagai bukti digital yang relevan untuk keperluan persidangan. Dataset yang digunakan mencakup 650 record komentar dari tahun 2019 hingga 2021, dengan label yang sudah ditentukan. Hasil analisis menunjukkan bahwa K-Nearest Neighbor memiliki akurasi tertinggi, mencapai 75,99%, dibandingkan dengan Decision Tree yang mencapai 65,00%. Oleh karena itu, K-Nearest Neighbor merupakan metode yang lebih efektif untuk analisis cyberbullying pada platform Twitter. Selain itu, identifikasi tindakan awal cyberbullying pada komentar dengan id 2 dapat menjadi bukti digital yang relevan untuk proses persidangan. Penelitian ini memberikan wawasan yang lebih baik tentang efektivitas klasifikasi dalam mengatasi masalah cyberbullying di media sosial Twitter.

Kata kunci: *cyberbullying, media sosial, twitter, decision tree, k-nearest neighbor*

## 1. Latar Belakang

Kemajuan teknologi yang cepat memberikan dampak positif pada masyarakat karena memudahkan berbagai aktivitas sehari-hari. Namun, dampak negatifnya juga terlihat dengan meningkatnya kejahatan melalui internet yang semakin beragam [1],

[2]. Respon masyarakat terhadap kemajuan teknologi dan komunikasi tercermin dari kemampuan mereka dalam mengakses informasi yang tersebar melalui internet, terutama melalui media sosial [3]. Di Indonesia, banyak orang menggunakan perangkat *mobile* seperti smartphone atau

tablet untuk mengakses media sosial, dan aktivitas online di media sosial melalui smartphone pun signifikan dalam seminggu [4]. Namun, perkembangan ini juga membawa risiko, terutama dengan adanya *cybercrime* yang terjadi melalui media sosial [5]. Dari data yang ada, mayoritas pengguna internet aktif mengakses jejaring sosial, dengan Twitter menjadi *platform* media sosial yang paling dominan dan sering digunakan sebagai tempat komentar yang berpotensi menyebabkan kasus *cyberbullying* [6].

Menurut hasil survei yang dilakukan oleh lembaga *Antibullying Ditch The Label*, *cyberbullying* dapat diartikan sebagai komentar negatif, pesan pribadi yang tidak baik, dan olok-olok dapat menyebabkan *cyberbullying* di media sosial. *Cyberbullying* merupakan perilaku yang merendahkan, menghina, mengancam, atau membahayakan seseorang secara berulang melalui pemanfaatan teknologi, internet, dan media sosial [7]. Ternyata, dampak dari *cyberbullying* lebih menyakitkan dibandingkan dengan kekerasan fisik. Dalam kasus ini, terdapat berbagai jenis tindakan *cyberbullying* yang berbeda, seperti *flaming* (mengirim pesan yang kasar), pelecehan, *cyber stalking* (mengintai dan mengganggu secara *online*), fitnah, pengecualian (mengasingkan seseorang secara *online*), trolling (mengganggu dengan komentar provokatif), peniruan identitas, dan tipu muslihat [8].

Pada Konferensi Internasional ke-3 tahun 2018, *cyberbullying* dikategorikan menjadi tiga jenis, yaitu ancaman, kutukan, dan seksual. Ancaman mengacu pada ancaman fisik atau psikologis, sementara kutukan mencakup pengucapan hal-hal jahat terhadap seseorang, dan jenis seksual mencakup pelecehan seksual secara *online* [9]. *Cyberbullying* telah menjadi isu serius dalam lingkungan *online* dan telah mempengaruhi banyak orang, terutama di kalangan anak muda. Oleh karena itu, peningkatan kesadaran dan tindakan preventif menjadi hal yang penting untuk melindungi masyarakat dari dampak negatif yang diakibatkan oleh *cyberbullying* [10]. Mendeteksi teks yang mengandung kebencian atau perilaku *bullying* merupakan tantangan yang sulit karena

beragamnya bahasa dan logat yang digunakan dalam menyampaikan teks tersebut. Sebelumnya, penelitian lebih banyak berfokus pada satu bahasa dan melakukan pengumpulan data secara manual. Namun, dalam penelitian ini, pendekatan yang diambil adalah dengan menggunakan dataset yang sudah ada dan telah menjalani pengujian dengan metode lain sebelumnya [11].

Dalam melakukan investigasi *cyberbullying*, terdapat enam tahapan yang perlu dilakukan, yaitu membangun corpus, pra pemrosesan, identifikasi fitur menggunakan TF-IDF dan *countvectorizer*, pelatihan model dan pelabelan, klasifikasi *cyberbullying*, dan pembentukan corpus *cyberbullying*. Meskipun tahapan-tahapan ini merupakan langkah penting dalam proses investigasi, namun belum memberikan solusi lengkap dalam mengatasi permasalahan bukti digital terkait *cyberbullying*. Selain tahapan tersebut, terdapat tahapan lain yang juga diperlukan, seperti pengumpulan data, pra-pemrosesan, pembersihan data, dan klasifikasi data untuk membandingkan sentimen [12].

Sudah banyak studi yang dilakukan mengenai *cyberbullying* di Indonesia dari berbagai perspektif, seperti sosiologi, ilmu komunikasi, hukum, psikologi, dan informatika. Namun, penelitian dalam bidang teknologi informasi masih terbatas, terutama yang berkaitan dengan *cyberbullying* di platform media sosial. Oleh karena itu, penelitian ini akan mengambil pendekatan yang berbeda dengan menganalisis *cyberbullying* di platform media sosial Twitter. Pendekatan ini akan menggunakan dataset yang sudah ada dan telah diuji dengan metode lain sebelumnya, sehingga diharapkan dapat memberikan kontribusi yang berarti dalam memahami dan mengatasi masalah *cyberbullying* di media sosial tersebut.

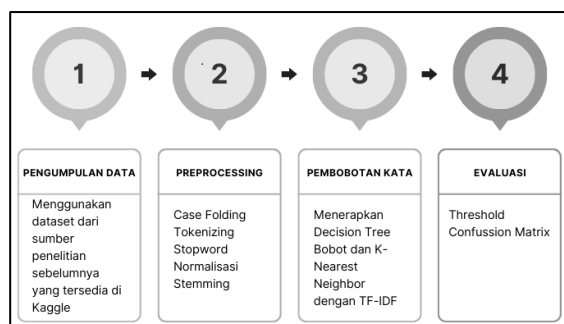
Dalam kajian tentang *cyberbullying*, beberapa pendekatan digunakan untuk analisis, seperti SVM, NBC, C45, K-Means, dan algoritma genetika [13][14]. Setiap pendekatan ini memiliki kelebihan dan kelemahan yang tergantung pada kasus yang akan diatasi [15]. Dalam penelitian ini, memilih untuk menganalisis tindakan

*cyberbullying* di *platform* media sosial Twitter dengan menggunakan metode Decision Tree dan K-Nearest Neighbor (KNN).

Metode *Decision Tree* menggunakan struktur pohon keputusan untuk menentukan variabel penting dalam klasifikasi data, sementara KNN mengklasifikasikan data berdasarkan mayoritas label pada tetangga terdekat [16]. Kedua metode ini memiliki kelebihan dalam implementasi dan pemahaman yang mudah. Namun, perlu diperhatikan bahwa *overfitting* dapat terjadi pada data yang kompleks, dan sensitivitas terhadap skala dan dimensi data yang besar [17]. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja kedua metode dalam mengklasifikasikan pesan terkait *cyberbullying* di Twitter, dengan harapan dapat memberikan wawasan yang lebih baik tentang efektivitas klasifikasi dalam mengidentifikasi *cyberbullying* di *platform* tersebut. Selain itu, tujuan dari penelitian ini juga mencakup identifikasi tindakan *cyberbullying* sebagai bukti digital yang relevan untuk keperluan persidangan.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini, menggunakan data komentar dari Twitter yang berisi elemen positif dan negatif. Proses penelitian meliputi tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pemberian bobot kata, proses klasifikasi, dan akhirnya evaluasi. Langkah-langkah detail penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini menghindari penggunaan teknik crawling untuk mengumpulkan data karena dapat

menyebabkan Penilaian yang tidak sepenuhnya objektif pada proses manual labeling. Sebagai gantinya, penelitian ini menggunakan dataset yang sudah ada dari penelitian sebelumnya telah menggunakan algoritma SVM dan klastering K-Means sebagai sumber referensi [13]–[15]. Penelitian ini menggunakan data yang bersumber dari [www.kaggle.com/datasets/markini/cyberbullying-twitter-bahasa-indonesia](http://www.kaggle.com/datasets/markini/cyberbullying-twitter-bahasa-indonesia). Tabel 1 menampilkan informasi mengenai *dataset* yang terdiri dari lima atribut dan satu atribut kelas yang relevan dengan penelitian ini.

Tabel 1. Atribut data untuk *cyberbullying* di Twitter

No	Atribut
1	Username Pelaku
2	Text komentar
3	Label
4	Waktu
5	Username korban

### 2.2. Preprocessing

Proses *preprocessing* dalam penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengeliminasi *noise* pada data yang akan diproses, sehingga dapat berkontribusi pada hasil klasifikasi yang lebih akurat. Tahap ini sangat penting agar proses pengelompokan data dapat dilakukan dengan baik dan efisien. Menurut [18], tahapan *preprocessing* terdiri dari beberapa langkah, yaitu:

1. *Case Folding*: Ini adalah langkah untuk mengubah semua kalimat dalam bentuk huruf kecil, sehingga tidak ada perbedaan dalam penulisan kata yang bisa mempengaruhi proses klasifikasi [19]
2. *Tokenizing*: Langkah ini mengubah bentuk kalimat menjadi beberapa kata dalam kalimat dan menghilangkan tanda baca dalam kalimat. Hal ini dilakukan untuk mempersiapkan data menjadi unit-unit yang lebih kecil dan relevan dalam proses klasifikasi [20].
3. *Stopword Removal*: Proses ini melibatkan penghilangan kata-kata esensial dalam sebuah kalimat yang biasanya tidak memiliki makna khusus dan sering muncul dalam bahasa. Kata-kata ini terdaftar dalam kamus *stopword list* dan dianggap tidak relevan untuk proses klasifikasi [21].

4. Normalisasi: Tahap normalisasi dilakukan untuk mengubah kata-kata tidak baku atau variasi kata menjadi bentuk kata baku, sehingga data lebih seragam dan konsisten dalam proses klasifikasi [22].
5. *Stemming*: Proses stemming menghilangkan afiks atau akhiran dari kata sehingga hanya menyisakan kata dasar. Hal ini membantu dalam mengurangi dimensi data dan mempercepat proses klasifikasi [23].

Dalam proses analisis teks, lima langkah *preprocessing* berikut ini sering digunakan. Namun, ada juga langkah lain yang dikenal sebagai *lemmatization*. Namun, dalam penelitian ini, digunakan metode *stemming* sebagai alternatif. Hal ini dikarenakan *dataset* yang digunakan berbentuk bahasa Indonesia, dan untuk melakukan stemming, digunakan *library* bernama Sastrawi. Adapun *lemmatization* sulit diimplementasikan karena kesulitan dalam menemukan *library* yang sesuai dengan bahasa Indonesia. Oleh karena itu, keputusan untuk menggunakan stemming sebagai metode *preprocessing* dalam penelitian ini dianggap sebagai pilihan yang tepat.

### 2.3. Pembobotan Kata

*Output* dari tahap *preprocessing* menghasilkan kumpulan term atau kata. Langkah berikutnya adalah melakukan proses term weighting, di mana setiap term atau kata diberikan bobot atau nilai untuk menunjukkan pentingnya term tersebut dalam dokumen. Penghitungan bobot term dilakukan untuk setiap dokumen, sehingga dapat mengidentifikasi ketersediaan dan kemiripan term dalam dokumen tersebut [24]. Semakin sering term muncul dalam koleksi dokumen, semakin tinggi nilai atau bobot yang diberikan kepada term tersebut. Setelah tahap pemberian bobot selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan proses klasifikasi menggunakan dua algoritma yang diusulkan. Dalam tahap *term weighting*, metode yang digunakan untuk melakukan pembobotan adalah metode Tf-Idf.

Tf (Term Frequency) adalah metode untuk menentukan bobot suatu dokumen dengan menghitung berapa kali istilah atau kata tertentu muncul dalam dokumen

tersebut. Semakin sering istilah tersebut muncul, semakin tinggi bobot dokumen untuk istilah atau kata tersebut, dan sebaliknya. Sedangkan Idf (Inverse Document Frequency) berfokus pada kemunculan suatu *term* pada seluruh koleksi teks dalam komentar. Pada Idf, *term* yang jarang muncul dalam seluruh koleksi *term* dianggap lebih berharga atau penting. Perhitungan Idf menggunakan rumus [14].

$$Idf = \log \left( \frac{\text{jumlah seluruh dokumen dalam koleksi}}{\text{jumlah dokumen yang mengandung istilah}} \right) \quad (1)$$

Dengan menggunakan rumus Tf dan rumus Idf, dapat menghitung Tf-Idf yang merupakan hasil perkalian nilai Term Frequency (Tf) dengan Inverse Document Frequency (Idf).

### 2.4. Decision Tree

Metode Decision Tree (Pohon Keputusan) merupakan pendekatan yang simpel dan mudah diterapkan dalam analisis data. Salah satu keunggulan metode ini adalah kemampuannya untuk mengklasifikasikan data berdasarkan label yang sudah ada, sehingga mempermudah pengelompokan ke dalam kelas yang paling sesuai. Selain itu, Decision Tree mampu mengklasifikasikan data dengan menggunakan data latih dan data uji, serta memberikan prediksi yang akurat dengan mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh dalam pembentukan struktur pohon keputusan. Pohon keputusan dihitung menggunakan algoritma yang bergantung pada pembagian data berdasarkan pengukuran kesalahan gini, entropi, atau peningkatan informasi. Dalam perhitungannya, Decision Tree menggunakan nilai entropi dan gain yang dihasilkan dari rumus (2) berikut untuk memilih variabel yang optimal dalam membagi data menjadi dua kelompok. Dengan demikian, pembentukan struktur pohon keputusan memungkinkan untuk melakukan prediksi label atau kelas yang sesuai dengan data yang belum diketahui sebelumnya [25].

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n - p_i \times \log_2 p_i$$

$$Gain(S, A) = S - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \times S_i \quad (2)$$

Dalam rumus (2) tersebut,  $S$  merupakan nilai Entropy dari kumpulan data yang sedang dipertimbangkan.  $pi$  adalah jumlah data yang memiliki nilai positif atau negatif pada atribut tertentu di dalam kumpulan data tersebut. Gain ( $S,A$ ) mengukur informasi yang diperoleh dari mengelompokkan output data berdasarkan atribut  $A$ .  $S_i$  adalah subset dari nilai Entropy yang memiliki nilai  $i$ , sedangkan  $S$  adalah subset dari nilai Entropy secara keseluruhan. Rumus ini membantu dalam pemilihan atribut yang optimal untuk pembagian data menjadi dua kelompok, sehingga membentuk struktur pohon keputusan yang efisien dalam mengklasifikasikan data.

## 2.5. K-Nearest Neighbor

Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) merupakan pendekatan yang sederhana dan mudah diimplementasikan dalam analisis data. Seperti halnya Decision Tree, metode ini juga memanfaatkan data yang sudah memiliki label untuk memudahkan pengelompokan data ke dalam kelas yang sesuai. Keunggulan lain dari K-NN adalah kemampuannya dalam mengklasifikasikan data menggunakan data latih dan data uji, serta memberikan hasil prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi dengan cara memilih nilai  $k$  terdekat dengan tepat. Dalam perhitungannya, K-NN menggunakan jarak Euclidean berdasarkan rumus (3) berikut [16]:

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \\ = \sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2 \quad (3)$$

Dalam rumus (3),  $d(x, y)$  mewakili jarak antara dua variabel  $x$  dan  $y$  dalam data, sedangkan  $k$  adalah variabel yang digunakan untuk melakukan klasifikasi, dan  $k$  merupakan jumlah tetangga terdekat yang akan dipertimbangkan dalam proses klasifikasi.

## 2.6. Evaluasi

Evaluasi merupakan tahap penting dalam penelitian ini untuk menilai efektivitas dan akurasi kinerja dari model yang telah dibuat. *Confusion matrix* digunakan untuk menyajikan informasi tentang *True Positive*

(TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN), yang sangat membantu dalam mengevaluasi hasil klasifikasi. Penelitian ini akan menggunakan 10 fold cross validation untuk membagi data dan menguji kinerja model atau algoritma. Semakin tinggi nilai yang terdapat pada confusion matrix, menunjukkan bahwa model yang dihasilkan memiliki tingkat performa yang lebih baik dan akurasi yang tinggi dalam proses klasifikasi. Evaluasi dilakukan berdasarkan tiga metrik penting, yaitu Accuracy, Precision, dan Recall. Nilai-nilai ini dapat dinyatakan dalam bentuk persentase (1-100%) atau sistem rekomendasi akan dianggap baik jika nilai akurasi, presisi, dan recallnya tinggi, dengan nilai-nilai berada dalam rentang bilangan 0 hingga 1.

Rumus (4) adalah persamaan untuk menghitung nilai akurasi, sementara rumus (5) adalah persamaan untuk menghitung nilai presisi, dan persamaan untuk nilai recall tersedia pada rumus (6) dari pengelompokan sebagai berikut [15]:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\% \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (5)$$

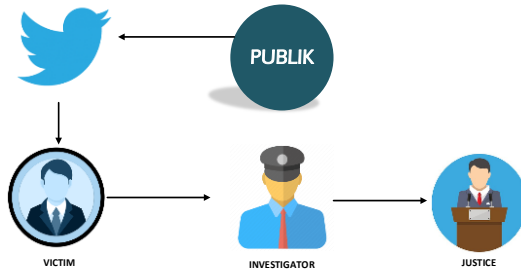
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

Penjelasannya adalah sebagai berikut: *True Positive* (TP) terjadi ketika prediksi kategori dan kategori sistem pada komentar yang sama cocok dan sesuai secara akurat. *True Negative* (TN) terjadi ketika prediksi kategori dan kategori sistem pada komentar yang sama tidak cocok dan akurat dalam mengidentifikasi ketidaksamaan. *False Positive* (FP) terjadi ketika prediksi kategori dan kategori sistem pada komentar yang sama salah dianggap cocok, padahal sebenarnya tidak sesuai. Sedangkan *False Negative* (FN) terjadi ketika prediksi kategori dan kategori sistem pada komentar yang sama salah dianggap tidak sesuai, padahal sebenarnya seharusnya sesuai.

## 2.7. Simulasi Kasus

Pada Gambar 2, tersedia sebuah simulasi kasus yang membandingkan metode Decision Tree dan K-Nearest Neighbor dalam

melakukan klasifikasi *cyberbullying* di media sosial Twitter. Dalam simulasi ini, diasumsikan bahwa korban telah melaporkan kasusnya kepada penyidik dan kemudian kasus tersebut ditindaklanjuti melalui investigasi siber.



Gambar 2. Simulasi Kasus

Pada simulasi kasus di Gambar 2, korban mengalami *cyberbullying* melalui komentar di platform media sosial Twitter. Proses investigasi cyber akan dimulai setelah korban melaporkan kejadian tersebut kepada penyidik. Tahap awal adalah mengidentifikasi tweet atau komentar yang dianggap sebagai *cyberbullying*. Selanjutnya, penyidik akan mengumpulkan bukti digital dari tweet atau komentar tersebut, mencatat informasi penting seperti nama akun pengirim, tanggal dan waktu pengiriman, serta isi komentar secara lengkap. Semua bukti yang diperoleh akan disimpan dengan cermat, dan penyidik akan menyusun laporan investigasi yang rinci. Laporan ini akan menjadi bukti yang kuat yang dapat digunakan di pengadilan untuk membuktikan tindakan awal *cyberbullying* yang terjadi. Dalam proses persidangan, bukti digital yang disiapkan oleh penyidik akan digunakan sebagai bukti tindakan awal yang mendukung tuntutan terhadap pelaku *cyberbullying*. Hasil dari investigasi ini juga dapat memberikan keadilan bagi korban dan berkontribusi dalam pencegahan kasus serupa di masa depan.

### 3. Hasil Dan Analisis

Penelitian ini berfokus pada klasifikasi *cyberbullying* pada media sosial Twitter. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari komentar-komentar acak yang diambil dari beberapa akun Twitter populer pada tahun 2019 dan 2021. Dalam penelitian ini, dua algoritma yaitu Decision Tree dan K-Nearest Neighbor (K-NN) akan dibandingkan

sebagai model untuk melakukan klasifikasi. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra pemrosesan data, perhitungan peluang kata per kategori, perhitungan tf-idf, eksperimen menggunakan model algoritma Decision Tree dan K-NN, serta evaluasi menggunakan *confusion matrix*.

#### 3.1. Data Set

Dalam penelitian ini, *dataset* yang digunakan berasal dari [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com) karena dataset ini memiliki keterbaruan yang cukup baik. Data ini dikumpulkan dari tahun 2019 hingga 2021 dan telah dilabeli. Dataset tersebut terdiri dari 650 data record dengan 1827 *term* atau kata, dan setiap record sudah memiliki label atau kategori. Terdapat 5 atribut dalam *dataset*, namun hanya atribut nama twitter, komentar, dan label atau kategori yang relevan untuk kepentingan penelitian ini. Tabel 2 berisi metadata dari dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2. Metadata Komentar di Twitter

No	Nama Twitter	Comments
1	@username 1	"Inimah bukan main alat musik lagi. Olahraga jari dan kaki ini mah"
2	@username 2	"Muka anak nya ko tua banget yaa.. GK ngegemesin GK ada lucu2nya"
3	@username 3	"Kok anaknya kayak udah tua gitu ya mukanya kk tasya"
4	@username 4	"Makin jelek aja anaknya, padahal ibu ayahnya cakep2"
5	@username 5	"Gemesnya isyan kayak tango, berlapis lapis ciaaaa"
6	@username 6	"@ayu.kinantii isyan skrg berubah ya:( baju nya nakal"
7	@username 7	"Manusia apa bidadari sih herann deh cantik terus 😊❤"
8	@username 8	"Hai kak Isyana aku ngefans banget sama kak Isyana.aku paling suka lagu kak Isyana itu lagu tetap didalam jiwa"
9	@username 9	"yang aku suka dari dia adalah selalu cukur jembut sebelum manggung"
10	@username 10	"makan nasi padang aja begini badannya"
up to	...	...
650	@username 11	"Kaka tidur yaa, udah pagi, gaboleh capek2"

#### 3.2. Preprocessing

Pada penelitian ini, dilakukan perhitungan terhadap 650 record yang mengandung 1827 kata. Komentar yang

terkumpul kemudian menjalani tahap *preprocessing* untuk mempercepat dan mempermudah klasifikasi data. Sebelum dataset digunakan dalam model yang diusulkan, proses *preprocessing* harus dilakukan terlebih dahulu. Beberapa langkah dalam tahap *preprocessing*, yaitu:

### 1) *Casefolding*

Hasil perubahan pada tahap *casefolding* telah direpresentasikan dalam Tabel 3. Pada Tabel tersebut, Kolom pertama berisi nomor, kolom kedua berisi nama akun Twitter, dan kolom ketiga berisi komentar yang diungkapkan dalam Twitter. Perbedaan antara Tabel 2 dan Tabel 3 adalah pada perubahan huruf kapital di awal kata yang berubah menjadi huruf kecil. Sebagai contoh, kata "Kaka" berubah menjadi "kaka". Hasil dari proses *case folding* ini digunakan untuk mengubah komentar menjadi bentuk kata yang kecil sehingga memudahkan dalam penyusunan teks.

Tabel 3. *Casefolding*

No	Nama Twitter	Comments
1	@username 1	"inimah bukan main alat music lagi. olahraga jari dan kaki ini mah"
2	@username 2	"makan nasi padang aja begini badannya"
3	@username 3	"yang aku suka dari dia adalah selalu cukur jembut sebelum manggung"
4	@username 4	"hai kak isyana aku ngefans banget sama kak isyana.aku paling suka lagu kak isyana itu lagu tetap didalam jiwa"
5	@username 5	"manusia apa bidadari sih herann deh cantik terus 😊❤️"
6	@username 6	"@ayu.kinantii isyan skrg berubah ya 😞 baju nya nakal"
7	@username 7	"gemesnya isyan kayak tango, berlapis lapis ciaaaa"
8	@username 8	"makin jelek aja anaknya, padahal ibu ayahnya cakep2"
9	@username 9	"kok anaknya kayak udah tua gitu ya mukanya kk tasya"
10	@username 10	"muka anak nya ko tua banget yaa.. gk ngegemesin gk ada lucu2nya"
up to	...	...

No	Nama Twitter	Comments
650	@username 11	"kaka tidur yaa, udah pagi, gaboleh capek2"

### 2) *Tokenizing*

Hasil pada tahap *tokenizing* telah direpresentasikan dalam Tabel 4. Pada Tabel tersebut, terdapat kolom yang memuat komentar yang diungkapkan pada akun Twitter. Perbedaan yang terdapat antara Tabel 3 dan Tabel 4 adalah pada perubahan tanda koma (",") yang digunakan sebagai pemisah kata dalam setiap kalimat. Hasil dari proses *tokenizing* ini digunakan untuk membagi kalimat menjadi kata-kata yang telah ditulis oleh terduga pelaku dalam suatu komentar di akun Twitter. Proses ini akan mempermudah dalam penghilangan kata-kata yang tidak esensial yang terdapat dalam komentar tersebut.

Tabel 4. *Tokenizing*

No	Nama Twitter	Comments
1	@username 1	'inimah', 'bukan', 'main', 'alat', 'musik', 'lagi', 'olahraga', 'jari', 'dan', 'kaki', 'ini', 'mah'
2	@username 2	'muka', 'anak', 'nya', 'ko', 'tua', 'banget', 'yaa', 'gk', 'ngegemesin', 'gk', 'ada', 'lucunya'
3	@username 3	'kok', 'anaknya', 'kayak', 'udah', 'tua', 'gitu', 'ya', 'mukanya', 'kk', 'tasya'
4	@username 4	'makin', 'jelek', 'aja', 'anaknya', 'padahal', 'ibu', 'ayahnya', 'cakep', 'gemesnya', 'isyan', 'kayak', 'tango', 'berlapis', 'lapis', 'ciaaaa'
5	@username 5	'kinantii', 'isyan', 'skrg', 'berubah', 'ya', 'baju', 'nya', 'nakal', 'manusia', 'apa', 'bidadari', 'sih', 'herann', 'deh', 'cantik', 'terus'
6	@username 6	'hai', 'kak', 'isyana', 'aku', 'ngefans', 'banget', 'sama', 'kak', 'isyanaaku', 'paling', 'suka', 'lagu', 'kak', 'isyana', 'itu', 'lagu', 'tetap', 'didalam', 'jiwa', 'yang', 'aku', 'suka', 'dari', 'dia', 'adalah', 'selalu', 'cukur', 'jembut', 'sebelum', 'manggung'
7	@username 7	
8	@username 8	
9	@username 9	



No	Nama Twitter	Comments
10	@username 10	'makan', 'nasi', 'padang', 'aja', 'begini', 'badannya'
up to	...	...
650	@username 11	'kaka', 'tidur', 'yaa', 'udah', 'pagi', 'gaboleh', 'capek'

No	Nama Twitter	Comments
10	@username 10	'selalu', 'cukur', 'jembut', 'sebelum', 'manggung', 'makan', 'nasi', 'padang', 'aja', 'begini', 'badannya'
up to	...	...
650	@username 11	'kaka', 'tidur', 'yaa', 'udah', 'pagi', 'gaboleh', 'capek'

### 3) Stopword

Hasil perubahan yang dilakukan pada tahap stopword telah direpresentasikan dalam Tabel 5. Perbedaan antara Tabel 4 dan Tabel 5 adalah pada adanya kata-kata yang ditulis miring dan tebal, seperti "aja", "yang", "aku", "dari", "dia", "adalah", "selalu", "sebelum", "sama", "paling", "itu", "tetap", "apa", "sih", "terus", "ya", "nya", dan seterusnya. Kata-kata tersebut telah dihapus dari kalimat komentar. Proses stopword ini bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang dianggap tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis dan klasifikasi data. Dengan demikian, hanya kata-kata yang dianggap penting dan relevan yang akan digunakan dalam tahap selanjutnya.

Tabel 5. Stopword

No	Nama Twitter	Comments
1	@username 1	'inimah', ' <b>bukan</b> ', 'main', 'alat', 'musik', ' <b>lagi</b> ', 'olahraga', 'jari', ' <b>dan</b> ', 'kaki', ' <b>ini</b> ', 'mah' 'muka', 'anak', 'nya',
2	@username 2	'ko', 'tua', 'banget', 'yaa', 'gk', 'ngegemesin', 'gk', ' <b>ada</b> ', 'lucunya'
3	@username 3	' <b>kok</b> ', 'anaknya', 'kayak', 'udah', 'tua', 'gitu', ' <b>ya</b> ', 'mukanya', 'kk', 'tasya'
4	@username 4	' <b>makin</b> ', 'jelek', ' <b>aja</b> ', 'anaknya', ' <b>padahal</b> ', ' <b>ibu</b> ', 'ayahnya', 'cakep' 'gemesnya', 'isyan',
5	@username 5	'kayak', 'tango', 'berlapis', 'lapis', 'ciaaaa' 'kinantii', 'isyan', 'skrg',
6	@username 6	'berubah', ' <b>ya</b> ', 'baju', ' <b>nya</b> ', 'nakal' 'manusia', ' <b>apa</b> ',
7	@username 7	'bidadari', ' <b>sih</b> ', 'herann', ' <b>deh</b> ', 'cantik', 'terus' 'hai', 'kak', 'isyana', ' <b>aku</b> ', 'ngefans', 'banget', ' <b>sama</b> ', 'kak',
8	@username 8	'isyanaaku', ' <b>paling</b> ', 'suka', 'lagu', 'kak', 'isyana', ' <b>itu</b> ', 'lagu', ' <b>tetap</b> ', 'didalam', 'jiwa' ' <b>yang</b> ', ' <b>aku</b> ', 'suka', ' <b>dari</b> ', ' <b>dia</b> ', ' <b>adalah</b> ',
9	@username 9	

### 4) Normalisasi

Hasil perubahan yang dilakukan pada tahap normalisasi telah diperlihatkan dalam Tabel 6. Perbedaan antara Tabel 5 dan Tabel 6 adalah pada perubahan dari kata-kata tidak baku menjadi kata-kata baku, seperti kata "yaa" berubah menjadi "iya", "skrg" berubah menjadi "sekarang", "kayak" berubah menjadi "seperti", "gk" berubah menjadi "tidak", dan lain sebagainya. Kata-kata tersebut telah diubah dalam kalimat komentar dan diberikan tanda huruf miring. Proses normalisasi ini bertujuan untuk menyamakan bentuk kata yang tidak baku menjadi bentuk kata baku yang sesuai dengan kamus atau aturan tata bahasa yang berlaku. Dengan demikian, hasil normalisasi memudahkan dalam klasifikasi dan analisis data karena menggunakan kata-kata yang sudah umum dan dikenal secara luas.

Tabel 6. Normalisasi

No	Nama Twitter	Comments
1	@username 1	'inimah', 'main', 'alat', 'musik', 'olahraga', 'jari', 'kaki', 'mah'
2	@username 2	'muka', 'anak', 'ko', 'tua', 'banget', ' <b>iya</b> ', ' <b>tidak</b> ', 'ngegemesin', ' <b>tidak</b> ', 'lucunya'
3	@username 3	'anaknya', ' <b>seperti</b> ', 'sudah', 'tua', 'gitu', 'mukanya', 'kk', 'tasya'
4	@username 4	'jelek', 'anaknya', 'ayahnya', 'cakep' 'gemesnya', 'isyan',
5	@username 5	' <b>seperti</b> ', 'tango', 'berlapis', 'lapis', 'ciaaaa' 'kinantii', 'isyan',
6	@username 6	' <b>sekarang</b> ', 'berubah', 'baju', 'nakal'
7	@username 7	'manusia', 'bidadari', 'herann', 'deh', 'cantik' 'hai', 'kak', 'isyana',
8	@username 8	'ngefans', 'banget', 'kak', 'isyanaaku', 'suka', 'lagu', 'kak', 'isyana', 'lagu', 'didalam', 'jiwa'
9	@username 9	'suka', 'cukur', 'jembut', 'manggung'



No	Nama Twitter	Comments
10	@username 10	'makan', 'nasi', 'padang', 'badannya'
up to	...	...
650	@username 11	'kaka', 'tidur', 'iya', 'sudah', 'pagi', 'gaboleh', 'capek'

### 5) Stemming

Tahap akhir dalam *preprocessing* adalah stemming, yang menggunakan library Sastrawi, seperti yang terlihat pada Tabel 7. Perbedaan antara Tabel 6 dan Tabel 7 adalah pada kata-kata yang ditulis miring dan tebal, seperti kata "badanya", "didalam", "berubah", "gemesnya", "anaknyanya", "ayahnya", "mukanya", "lucunya", dan lain sebagainya. Kata-kata tersebut telah diubah dalam kalimat komentar. Proses stemming bertujuan untuk menghilangkan imbuhan dan membuang akhiran kata sehingga diperoleh bentuk kata dasar yang sesuai. Dengan demikian, hasil stemming membuat semua kata yang memiliki akar kata yang sama menjadi seragam dan memudahkan dalam proses klasifikasi dan analisis data karena menggunakan bentuk kata dasar yang konsisten.

Tabel 7. Stemming

No	Nama Twitter	Comments
1	@username 1	'inimah', 'main', 'alat', 'musik', 'olahraga', 'jari', 'kaki', 'mah', 'muka', 'anak', 'ko', 'tua', 'banget', 'iya', 'tidak', 'ngegemesin', 'tidak', ' <b>'lucu'</b>
2	@username 2	<b>'anak'</b> , 'seperti', 'sudah', 'tua', 'gitu', ' <b>'muka'</b> ', 'kk', 'tasya'
3	@username 3	'jelek', ' <b>'anak'</b> ', ' <b>'ayah'</b> ', 'cakep'
4	@username 4	<b>'gemes'</b> , 'isyan', 'seperti', 'tango', 'berlapis', 'lapis', 'ciaaaa'
5	@username 5	'kinantii', 'isyan', 'sekarang', ' <b>'berubah'</b> ', 'baju', 'nakal'
6	@username 6	'manusia', 'bidadari', 'herann', 'deh', 'cantik', 'hai', 'kak', 'isyana', 'ngefans', 'banget', 'kak', 'isyanaaku', 'suka', 'lagu', 'kak', 'isyana', 'lagu', ' <b>'dalam'</b> ', 'jiwa'
7	@username 7	'suka', 'cukur', 'jembut', 'manggung'
8	@username 8	'makan', 'nasi', 'padang', ' <b>'badan'</b>
9	@username 9	...
10	@username 10	....
up to	...	....

No	Nama Twitter	Comments
650	@username 11	'kaka', 'tidur', 'iya', 'sudah', 'pagi', 'gaboleh', 'capek'

Setelah melewati tahap *preprocessing*, didapatkan total 1378 kata dalam dokumen. Tahap *preprocessing* telah berhasil menghilangkan noise dan mengubah kata-kata dalam dokumen menjadi bentuk yang lebih standar dan konsisten. Sebagai hasilnya, dokumen yang semula berisi lebih banyak kata dapat dikompres menjadi 1378 kata yang lebih terstruktur dan siap untuk dilakukan analisis lebih lanjut menggunakan metode klasifikasi yang diusulkan. Dengan data yang telah melewati tahap *preprocessing*, proses klasifikasi dan evaluasi dapat dilakukan untuk mengidentifikasi adanya *cyberbullying* dalam komentar pada media sosial Twitter dengan lebih efisien dan akurat.

### 3.3. Pembobotan Kata

Setelah melalui tahapan *preprocessing* untuk 650 data, *term* diubah menjadi data vektor melalui perkalian  $Tf \cdot Idf$ , menghasilkan total 1378 *term* atau kata. Daftar *term* tersebut dapat dilihat pada Tabel 8. Data vektor ini akan menjadi dasar untuk proses selanjutnya dalam mengidentifikasi *cyberbullying* pada komentar di media sosial Twitter.

Tabel 8. Term Dari Preprocessing

No	Term	No	Term
1	aesthetic	9	adam
2	asu	10	adab
3	asmara	11	activity
4	ada	12	abal
5	adik	13	abai
6	alhamdulillah	14	amin
7	adek	...	...
8	adaptasi	1377	zaman

Langkah berikutnya adalah melakukan perkalian antara *Term Frequency* (Tf) dengan *Inverse Document Frequency* (Idf). Hasil dari proses Tf dapat dilihat pada Tabel 9, sedangkan hasil dari proses Tf-Idf dapat dilihat pada Tabel 10. Proses ini bertujuan untuk memberikan bobot atau nilai yang menggambarkan pentingnya setiap *term* atau kata terhadap dokumen dalam dataset yang digunakan. Dengan demikian, akan mempermudah dalam proses klasifikasi dan

identifikasi *cyberbullying* pada komentar di media sosial Twitter.

Tabel 9. Hasil *Term Frequency*

No	aesthetic	asu	asmara	ada	s/d	zaman
1	0	0	0	0	...	0
2	0	0	0	0	...	0
3	0	0	0	0	...	0
4	0	0.442	0	0	...	0
5	0	0.500	0	0	...	0
6	0	0	0	0	...	0
7	0	0.378	0	0	...	0
8	0	0.378	0	0	...	0
9	0	0.258	0	0	...	0
10	0	0	0	0	...	0
s/d	...	...	...	...	...	0
650	0	0	0	0	...	0

Tabel 10. Hasil *Tf\*Idf*

No	aesthetic	asu	asmara	ada	s/d	zaman
1	0	0	0	0	...	0
2	0	0	0	0	...	0
3	0	0	0	0	...	0
4	0	0.370	0	0	...	0
5	0	0.305	0	0	...	0
6	0	0	0	0	...	0
7	0	0.232	0	0	...	0
8	0	0.221	0	0	...	0
9	0	0.154	0	0	...	0
10	0	0	0	0	...	0
s/d	...	...	...	...	...	0
650	0	0	0	0	...	0

### 3.4. Klasifikasi

Setelah menyelesaikan tahapan *preprocessing* dan mengubah teks menjadi vektor data melalui perkalian *Tf\*Idf*, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian terhadap dua model klasifikasi yang diterapkan dalam analisis *cyberbullying* pada penelitian ini. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali dengan menggunakan nilai *threshold* berbeda, yaitu 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, dan 1.0. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengidentifikasi performa kedua model klasifikasi dalam mengklasifikasikan komentar sebagai *cyberbullying* atau bukan berdasarkan nilai *threshold* yang berbeda. Dengan demikian, penelitian ini akan memberikan informasi mengenai sensitivitas dan spesifisitas model terhadap variasi *threshold* sehingga dapat memberikan wawasan yang lebih baik tentang efektivitas klasifikasi dalam

mengidentifikasi *cyberbullying* pada platform media sosial Twitter.

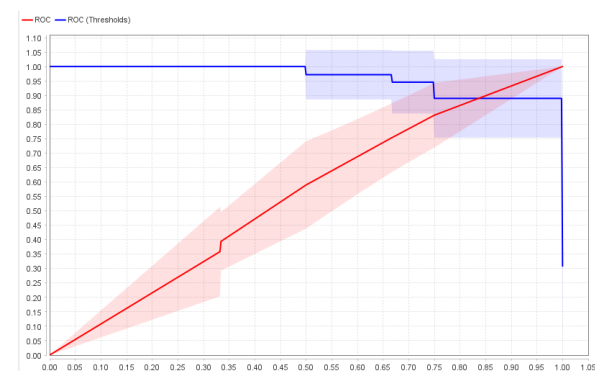
#### 1) Decision Tree

Pada Gambar 3, hasil pengujian menggunakan metode Decision Tree untuk klasifikasi *cyberbullying* pada media sosial Twitter dengan nilai *threshold* 0.1 menunjukkan akurasi sebesar 53.03%. Meskipun tingkat ketepatan prediksi untuk opini positif cukup baik dengan nilai 0.6667, namun opini negatif hanya mencapai 0.3939.

	true Bullying	true Non-bullying	class precision
pred. Bullying	13	11	54.17%
pred. Non-bullying	20	22	52.38%
class recall	39.39%	66.67%	

Gambar 3. Pengujian Model Decision Tree, dengan nilai *threshold* 0.1

Selain itu, pada Gambar 4 tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali informasi juga bervariasi, yaitu 0.5238 untuk opini positif dan 0.5417 untuk opini negatif. Visualisasi Kurva ROC menunjukkan nilai AUC model klasifikasi sebesar 0.554, yang menandakan performa model yang kurang memuaskan dalam tugas klasifikasi *cyberbullying*. Evaluasi ini penting untuk mengidentifikasi kelemahan model dan menyusun langkah-langkah perbaikan untuk meningkatkan efektivitas klasifikasi *cyberbullying* di platform Twitter.



Gambar 4. Kurva ROC Dengan Metode Decision Tree

#### 2) K-Nearest Neighbor

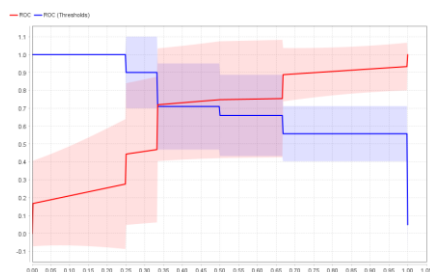
Pada Gambar 5, hasil pengujian menggunakan metode K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi *cyberbullying* pada media

sosial Twitter dengan nilai *threshold* 0.1 menunjukkan akurasi sebesar 66.67%. Tingkat ketepatan prediksi untuk opini positif adalah 0.6364, sementara untuk opini negatif adalah 0.6970.

	true Bullying	true Non-bullying	class precision
pred. Bullying	23	12	65.71%
pred. Non-bullying	10	21	67.74%
class recall	69.70%	63.64%	

Gambar 5. Pengujian Model K-Nearest Neighbor, dengan nilai *threshold* 0.1

Selain itu, pada Gambar 6 tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali informasi juga bervariasi, yaitu 0.6774 untuk opini positif dan 0.6571 untuk opini negatif. Namun, visualisasi Kurva ROC menunjukkan nilai AUC model klasifikasi dengan metode K-Nearest Neighbor sebesar 0.644, yang menandakan performa model yang masih perlu ditingkatkan dalam tugas klasifikasi *cyberbullying*. Evaluasi ini penting untuk mengidentifikasi potensi perbaikan model dan meningkatkan efektivitas klasifikasi *cyberbullying* di platform Twitter.



Gambar 6. Kurva ROC Dengan Metode K-Nearest Neighbor

### 3.5. Evaluasi

Hasil pengujian menunjukkan variasi akurasi pada tiap model klasifikasi tergantung pada nilai *threshold* yang digunakan, dari rentang 0.1 hingga 1.0. Tabel 11 membandingkan hasil dari 10 kali pengujian dengan nilai akurasi pada metode Decision Tree dan metode K-Nearest Neighbor untuk setiap nilai *threshold*. Dari tabel tersebut, dapat diamati bahwa akurasi dari kedua metode bervariasi, dan penggunaan nilai *threshold* yang berbeda dapat mempengaruhi kinerja model klasifikasi. Evaluasi ini memberikan wawasan tentang performa dan

efektivitas kedua metode dalam mengklasifikasikan pesan terkait *cyberbullying* di platform Twitter.

Tabel 11. Perbandingan Nilai Akurasi Model Klasifikasi

Model	Threshold	Akurasi	Klasifikasi
Decision Tree	0.1	53.03%	very poor
	0.2	65.38%	Poor
	0.3	70.41%	Fair
	0.4	66.15%	Poor
	0.5	68.31%	Poor
	0.6	65.90%	Poor
	0.7	65.42%	Poor
	0.8	63.85%	Poor
	0.9	65.53%	Poor
	1.0	66.00%	Poor
Rata-rata		65,00%	Poor
K-Nearest Neighbor	0.1	66.67%	Poor
	0.2	81.54%	Good
	0.3	77.04%	Fair
	0.4	74.62%	Fair
	0.5	75.08%	Fair
	0.6	77.44%	Fair
	0.7	77.53%	Fair
	0.8	77.12%	Fair
	0.9	76.96%	Fair
	1.0	75.85%	Fair
Rata-rata		75,99%	Fair

Tabel 12 berfungsi sebagai evaluasi pengukuran untuk memastikan bahwa model klasifikasi yang telah dibuat berkinerja dengan baik. Tabel ini menunjukkan nilai rata-rata dari precision dan recall untuk kedua metode klasifikasi tersebut. Hasil evaluasi pengukuran untuk metode Decision Tree menunjukkan bahwa precision untuk kelas bullying adalah 38%, sedangkan recall untuk kelas bullying adalah 83%. Sementara itu, pada metode K-Nearest Neighbor, precision untuk kelas bullying adalah 75%, dan recall untuk kelas bullying adalah 74%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode K-Nearest Neighbor cenderung memberikan performa yang lebih baik dalam mengklasifikasikan kasus-kasus bullying dibandingkan dengan metode Decision Tree.

Tabel 12. Evaluasi Pengukuran

Model	Threshold	Precision		Recall	
		+	-	+	-
Decision Tree	0.1	0.66	0.39	0.52	0.54
	0.2	0.78	0.52	0.62	0.70
	0.3	0.98	0.41	0.62	0.97
	0.4	0.94	0.37	0.60	0.87
	0.5	0.92	0.44	0.62	0.85

Model	Threshold	Precision		Recall	
		+	-	+	-
	0.6	0.95	0.36	0.60	0.88
	0.7	0.96	0.34	0.59	0.89
	0.8	0.94	0.33	0.58	0.86
	0.9	0.96	0.34	0.59	0.90
	1.0	0.96	0.35	0.59	0.91
<b>Rata-rata</b>		<b>0.90</b>	<b>0.38</b>	<b>0.59</b>	<b>0.83</b>
<b>K-Nearest Neighbor</b>	0.1	0.63	0.69	0.67	0.65
	0.2	0.84	0.78	0.79	0.83
	0.3	0.71	0.82	0.80	0.74
	0.4	0.43	0.47	0.75	0.73
	0.5	0.72	0.77	0.76	0.73
	0.6	0.74	0.80	0.78	0.76
	0.7	0.74	0.81	0.79	0.75
	0.8	0.73	0.81	0.79	0.75
	0.9	0.72	0.81	0.79	0.74
	1.0	0.71	0.80	0.78	0.73
<b>Rata-rata</b>		<b>0,69</b>	<b>0,75</b>	<b>0,77</b>	<b>0,74</b>

Hasil klasifikasi dari kurva ROC menunjukkan variasi persentase yang beragam. Dalam penelitian ini, terdapat perbedaan rata-rata skor tertinggi antara metode K-Nearest Neighbor dan metode Decision Tree. Skor tertinggi rata-rata diperoleh ketika menggunakan metode K-Nearest Neighbor, yang menandakan bahwa penggunaan metode ini lebih unggul dibandingkan metode Decision Tree. Informasi rinci tentang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 13.

Tabel 13. Perbandingan Kurva ROC

Model	Threshold	AUC	Diagnosa ROC
<b>Decision Tree</b>	0.1	55,40%	Poor
	0.2	67,60%	Poor
	0.3	70,40%	Fair
	0.4	66,20%	Poor
	0.5	67,80%	Poor
	0.6	66,10%	Poor
	0.7	65,50%	Poor
	0.8	64,00%	Poor
	0.9	65,60%	Poor
	1.0	66,10%	Poor
<b>Rata-rata</b>		<b>65,47%</b>	<b>Poor</b>
<b>K-Nearest Neighbor</b>	0.1	64,40%	Poor
	0.2	81,20%	Good
	0.3	82,10%	Good
	0.4	82,50%	Good
	0.5	81,00%	Good
	0.6	83,90%	Good
	0.7	86,50%	Good
	0.8	85,10%	Good
	0.9	84,50%	Good
	1.0	83,90%	Good
<b>Rata-rata</b>		<b>81,51%</b>	<b>Good</b>

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode K-Nearest Neighbor lebih unggul daripada metode *Decision Tree* dalam menganalisis *cyberbullying* di media sosial Twitter. Metode K-Nearest Neighbor mencapai rata-rata akurasi sebesar 75,99% dan rata-rata akurasi dari kurva ROC mencapai 81,51%. Hasil ini menunjukkan bahwa pengklasifikasian menggunakan metode ini efektif. Selain itu, *precision score* untuk kelas *non-bullying* menunjukkan tingkat klasifikasi yang tinggi dengan nilai 69%, sedangkan *precision score* untuk kelas *bullying* mencapai nilai 75%. Hal ini menandakan bahwa metode K-Nearest Neighbor sangat dianjurkan dalam analisis *cyberbullying* di media sosial Twitter. Selain memiliki tingkat klasifikasi yang tinggi untuk kedua kelas, metode ini juga memiliki sifat sederhana namun memiliki performa yang kuat secara keseluruhan.

...	Kategori	prediction(Kategori)	.. . text
1	Non-bullying	Non-bullying	.. . benci tingkah lenceng
2	Bullying	Bullying	.. . bocah mending mati orang hahahahaha
3	Bullying	Non-bullying	.. . inti gasuka listy ngrusak suasana
4	Non-bullying	Non-bullying	.. . definisi minat ketemu bakat ketemu kerja keras
5	Non-bullying	Bullying	.. . konten putus foto tabi jessica hapus

Gambar 7. Contoh id diindikasikan sebagai komentar *bullying* dan *non-bullying*.

Hasil klasifikasi yang diperoleh ditunjukkan pada Gambar 6. Terdapat tiga kolom yang disajikan pada gambar tersebut. Dalam tabel, kolom pertama berisi ID, kolom kedua berisi hasil klasifikasi, dan kolom ketiga berisi teks atau komentar dari akun Twitter. Contohnya, data pada gambar menunjukkan adanya komentar yang masuk dalam kategori *cyberbullying*. Berdasarkan hasil penelitian, ditemukan bahwa komentar dengan ID 2 mengandung unsur *cyberbullying*. Informasi ini memiliki relevansi sebagai bukti digital yang dapat digunakan dalam keperluan persidangan.

#### 4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, telah dilakukan perbandingan dua metode klasifikasi dalam analisis *cyberbullying* pada media sosial Twitter. Tahap pra-pemrosesan data dilakukan secara seragam pada kedua metode

klasifikasi. Setelah tahap pra-pemrosesan, data diproses menggunakan kedua metode klasifikasi untuk membandingkan performa keduanya dan menentukan metode yang memiliki akurasi tertinggi. Hasil analisis menunjukkan bahwa *Decision Tree* dan *K-Nearest Neighbor* menghasilkan perbedaan dalam akurasi dan recall, terutama pada sentimen *non-bullying* yang memiliki skor kecil. Di antara kedua metode klasifikasi tersebut, terlihat bahwa metode *K-Nearest Neighbor* memberikan akurasi tertinggi, mencapai 75,99%, sementara *Decision Tree* mencapai 65,00%. Oleh karena itu, algoritma *K-Nearest Neighbor* merupakan pilihan yang cocok untuk analisis *cyberbullying* dalam konteks penelitian ini. Selain itu, dalam mengidentifikasi tindakan awal *cyberbullying*, contohnya pada komentar dengan ID 2 mengandung unsur *cyberbullying*. Informasi ini memiliki relevansi sebagai bukti digital yang dapat digunakan dalam keperluan persidangan.

## 5. Saran

Untuk penelitian berikutnya, direkomendasikan untuk memasukkan kamus data tambahan guna menormalisasi kata-kata dalam komentar. Hal ini diperlukan karena masih banyak kata-kata yang tidak standar atau mengandung bahasa daerah yang dapat mempengaruhi penilaian bobot setiap kata. Selain itu, penelitian lebih lanjut dapat menggunakan metode yang memungkinkan untuk menentukan nilai ambang yang optimal, sehingga tidak perlu melakukan banyak percobaan dalam menentukan jumlah atribut terbaik yang akan menghasilkan akurasi tertinggi. Tujuan dari langkah-langkah ini adalah untuk menyederhanakan proses penelitian dan meningkatkan kualitasnya secara keseluruhan.

## 6. Daftar Pustaka

- [1] A. Wijayanto, I. Riadi, Y. Prayudi, And T. Sudinugraha, "Network Forensics Against Address Resolution Protocol Spoofing Attacks Using Trigger , Acquire , Analysis , Report , Action Method," *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, Vol. 8, No. July, Pp. 156–169, 2022, Doi: [Http://Doi.Org/10.26594/Register.V8i2.2953](http://doi.org/10.26594/Register.V8i2.2953).
- [2] A. Wijayanto, I. Riadi, And Y. Prayudi, "Taara Method For Processing On The Network Forensics In The Event Of An Arp Spoofing Attack," *Jurnal Resti (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, Vol. 7, No. 2, Pp. 208–217, Mar. 2023, Doi: [10.29207/Resti.V7i2.4589](https://doi.org/10.29207/Resti.V7i2.4589).
- [3] I. Riadi And N. H. Siregar, "Mobile Forensic Analysis Of Signal Messenger Application On Android Using Digital Forensic Research Workshop ( Dfrws ) Framework," *Ingénierie Des Systèmes D ' Information*, Vol. 27, No. 6, Pp. 903–913, 2022, Doi: [Https://Doi.Org/10.18280/Isi.270606](https://doi.org/10.18280/Isi.270606).
- [4] Kementerian Komunikasi Dan Informatika, "Warganet Meningkatkan, Indonesia Perlu Tingkatkan Nilai Budaya Di Internet." Accessed: May 02, 2022. [Online]. Available: [Https://Aptika.Kominfo.Go.Id/2021/09/Warganet-Meningkat-Indonesia-Perlu-Tingkatkan-Nilai-Budaya-Di-Internet/](https://aptika.kominfo.go.id/2021/09/Warganet-Meningkat-Indonesia-Perlu-Tingkatkan-Nilai-Budaya-Di-Internet/)
- [5] C. H. C. Noh And M. Y. Ibrahim, "Kajian Penerokaan Buli Siber Dalam Kalangan Pelajar Umt," *Procedia Soc Behav Sci*, Vol. 134, Pp. 323–329, 2014, Doi: [Https://Doi.Org/10.1016/J.Sbspro.2014.04.255](https://doi.org/10.1016/J.Sbspro.2014.04.255).
- [6] Herman, I. Riadi, And I. A. Rafiq, "Forensic Mobile Analysis On Social Media Using National Institute Standard Of Technology Method," *Ingénierie Des Systèmes D ' Information*, Vol. 12, No. 6, Pp. 707–713, 2022, Doi: [Https://Doi.Org/10.18280/Ijsse.120606](https://doi.org/10.18280/Ijsse.120606).
- [7] I. Riadi, Sunardi, And P. Widiandana, "Cyberbullying Detection On Instant Messaging Services Using Rocchio And Digital Forensics Research Workshop Framework," *Journal Of Engineering Science And Technology*, Vol. 17, No. 2, Pp. 1408–1421, 2022.
- [8] T. K. H. Chan, C. M. K. Cheung, And Z. W. Y. Lee, "Cyberbullying On Social Networking Sites: A Literature Review And Future Research Directions,"

- Information And Management*, Vol. 58, No. 2, P. 103411, 2021, Doi: <https://doi.org/10.1016/J.Im.2020.103411>
- [9] K. D. Gorro, M. J. G. Sabellano, K. Gorro, C. Maderazo, And K. Capao, "Classification Of Cyberbullying In Facebook Using Selenium And Svm," *2018 3rd International Conference On Computer And Communication Systems (Icccs)*, Pp. 183–186, 2018, Doi: <https://doi.org/10.1109/Ccoms.2018.8463326>.
- [10] L. Fazry And N. Cipta Apsari, "Pengaruh Media Sosial Terhadap Perilaku Cyberbullying Di Kalangan Remaja," *Jurnal Pengabdian Dan Penelitian Kepada Masyarakat*, Vol. 2, No. 1, Pp. 28–36, 2021, Doi: <https://doi.org/10.24198/Jppm.V2i1.33435>.
- [11] A. Rahman, N. Zaman, A. T. Asyhari, S. M. N. Sadat, P. Pillai, And R. Abdullah, "Ad Hoc Networks Spy-Bot: Machine Learning-Enabled Post Filtering For Social Network-Integrated Industrial Internet Of Things," *Ad Hoc Networks*, Vol. 121, No. March, P. 102588, 2021, Doi: <https://doi.org/10.1016/J.Adhoc.2021.102588>.
- [12] F. Tapia And C. Aguinaga, "Detección De Patrones De Comportamiento A Través De Redes Sociales Como Twitter , Utilizando Técnicas De Minería De Datos Como Método Para Detectar El Acoso Cibernético Detection Of Behavior Patterns Through Social Networks Like Twitter , Using Data Minin," *2018 7th International Conference On Software Process Improvement (Cimps)*, Pp. 111–118, 2018, Doi: [10.1109/Cimps.2018.8625625](https://doi.org/10.1109/Cimps.2018.8625625).
- [13] W. M. Baihaqi *Et Al.*, "Kombinasi K-Means Dan Support Vector Machine ( Svm ) Untuk K-Means And Support Vector Machine ( Svm ) Combination To Predict Sara Elements On Tweet," Vol. 7, No. 3, Pp. 501–510, 2020, Doi: [10.25126/Jtiik.202072126](https://doi.org/10.25126/Jtiik.202072126).
- [14] A. Muhariya, I. Riadi, Y. Prayudi, And I. A. Saputro, "Utilizing K-Means Clustering For The Detection Of Cyberbullying Within Instagram Comments," *Ingénierie Des Systèmes D Information*, Vol. 28, No. 4, Pp. 939–949, Aug. 2023, Doi: [10.18280/Isi.280414](https://doi.org/10.18280/Isi.280414).
- [15] A. Muhariya, A. Riadi, And I. Prayudi, "Cyberbullying Analysis On Instagram Using K-Means Clustering," *Juita: Jurnal Informatika*, Vol. 10, No. 2, Pp. 261–271, 2022, Doi: [10.30595/Juita.V10i2.14490](https://doi.org/10.30595/Juita.V10i2.14490).
- [16] N. F. Hasan, "Deteksi Cyberbullying Pada Facebook Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Journal Of Smart System*, Vol. 1, No. 1, Pp. 35–44, 2021, Doi: [10.36728/Jss.V1i1.1605](https://doi.org/10.36728/Jss.V1i1.1605).
- [17] A. Pamuji And H. S. Setiawan, "Prediksi Cyberbullying Sebagai Alat Konseling Cyber Dengan Data Mining Classification," *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, Vol. 19, No. 1, Pp. 29–36, 2022.
- [18] Rsa, "2016: Current State Of Cybercrime," P. 7, 2016.
- [19] 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)," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, Vol. 5, No. 2, P. 406, Apr. 2021, Doi: [10.30865/Mib.V5i2.2835](https://doi.org/10.30865/Mib.V5i2.2835).
- [20] A. Fauzi, "Bulletin Of Data Science Penerapan Algoritma Text Mining Dan Lexrank Dalam Meringkas Teks Secara Otomatis," *Media Online*, Vol. 1, No. 2, Pp. 65–72, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.seminar-id.com/index.php/Bulletinds>
- [21] S. K. Sahu, S. Sarangi, And S. K. Jena, "A Detail Analysis On Intrusion Detection Datasets," *Souvenir Of The 2014 Ieee International Advance Computing Conference, Iacc 2014*, Pp. 1348–1353, 2014, Doi: [10.1109/Iadcc.2014.6779523](https://doi.org/10.1109/Iadcc.2014.6779523).
- [22] R. Riyaddulloh And A. Romadhony, "Normalisasi Teks Bahasa Indonesia Berbasis Kamus Slang Studi Kasus: Tweet

- Produk Gadget Pada Twitter,” *Eproceedings Of Engineering*, Vol. 8, No. 4, Pp. 4216–4228, 2021.
- [23] A. Guterres, Gunawan, And J. Santoso, “Stemming Bahasa Tetun Menggunakan Pendekatan Rule Based,” *Teknika*, Vol. 8, No. 2, Pp. 142–147, Oct. 2019, Doi: 10.34148/Teknika.V8i2.224.
- [24] I. M. Suwija Putra, Y. Adiwinata, D. P. Singgih Putri, And N. P. Sutramiani, “Extractive Text Summarization Of Student Essay Assignment Using Sentence Weight Features And Fuzzy C-Means,” *International Journal Of Artificial Intelligence Research*, Vol. 5, No. 1, Jan. 2021, Doi: 10.29099/Ijair.V5i1.187.
- [25] A. H. Nasrullah, “Implementasi Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Produk Laris,” *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, Vol. 7, No. 2, 2021, [Online]. Available: [Http://Ejournal.Fikom-Unasman.Ac.Id](http://Ejournal.Fikom-Unasman.Ac.Id)