Klasifikasi Cyberbullying Pengguna Twitter Menggunakan Random Forest Dengan Penyematan Kata FastText

Dian Oktavia Putri[1], Anita Qoiriah[2]

[1,2] Jurusan Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya
[1]dian.20061@mhs.unesa.ac.id
[2]anitaqoiriah@unesa.ac.id

***Abstrak*— Kebiasaan baru masyarakat dalam menggunakan media sosial, termasuk menyebarkan komentar dan ujaran kebencian menjadi perhatian karena memberikan dampak cukup serius terhadap korban. Salah satu media sosial yang masih banyak digunakan sehingga rentan dilakukan penyalahgunaan adalah Twitter, sehingga diperlukan metode klasifikasi untuk mengklasifikasikan cyberbullying agar dapat meminimalkan dampak buruk dari cyberbullying. Selain itu, pada Twitter terdapat pembatasan karakter pada setiap tweet yang diunggah yaitu 280 karakter yang menyebabkan adanya variasi kata dan memungkinkan ketidaksesuaian kosakata. Penelitian ini mengusulkan Random Forest sebagai algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi serta memanfaatkan penyematan kata FastText untuk mengatasi variasi kata dan ketidaksesuaian kosakata. Data yang digunakan adalah dataset cyberbullying tweet dari platform dan hasil crawling dengan Twitter API yang akan digunakan sebagai data uji. Hasil dari metode Random Forest dengan penyematan kata FastText mencapai akurasi 88,17% pada pembagian data K=20, sedangkan pada pengujian dengan data uji Random Forest dengan penyematan kata FastText mencapai 61,61%. Meskipun terjadi penurunan akurasi pada data uji, metode tersebut tetap menunjukkan performa yang baik dalam melakukan klasifikasi cyberbullying pada sosial media Twitter sehingga dapat menciptakan ruang sosial media yang aman bagi setiap pengguna.**

***Kata Kunci*— Klasifikasi Teks, Cyberbullying, Twitter, Random Forest, FastText.**

I. PENDAHULUAN

Masyarakat mengembangkan kebiasaan baru dalam menggunakan media sosial yaitu dengan menyebarkan komentar atau ujaran kebencian. Platform media sosial yang dapat memungkinkan setiap orang untuk menyampaikan pendapat mereka secara bebas adalah Twitter, namun kebebasan tersebut dapat menyebabkan potensi penyalahgunaan [1]. Kebiasaan baru ini yang akhirnya mengarah pada perilaku cyberbullying. Penggunaan teknologi untuk melecehkan, mengintimidasi, atau menyakiti orang lain berulang kali adalah bentuk dari cyberbullying yang dapat berdampak buruk terhadap kesehatan mental dan kesejahteraan orang yang mengalaminya, termasuk depresi hingga bunuh diri [2].

Twitter merupakan media sosial yang populer dan banyak digunakan. Pada survei yang dilakukan untuk penelitian dari lembaga riset Pew Research Center tahun 2021 menunjukkan bahwa pengguna Twitter di Amerika Serikat menghasilkan 97% dari seluruh tweet. Namun, Twitter tetap menjadi platform populer di seluruh dunia, dengan hampir memiliki kurang lebih 400 juta pengguna yang secara umum didominasi oleh pengguna yang cenderung lebih muda. Masalah lain ditemui dalam platform Twitter yaitu pembatasan 280 karakter untuk mengunggah sebuah tweet yang menyebabkan adanya variasi kata sehingga memungkinkan ketidaksesuaian kosakata dalam tweet yang diunggah [3].

Hasil dari survei lain yang dilakukan Pew Research Center, menunjukkan 59% remaja Amerika Serikat pernah mengalami cyberbullying yang mencakup menyebut nama, rumor palsu, hingga ancaman fisik. Menurut survei UNICEF yang dilakukan di Indonesia, 45% dari 2.777 remaja berusia 14 hingga 24 tahun melaporkan pernah mendapat tindakan cyberbullying, dari survei tersebut dapat disimpulkan bahwa cyberbullying adalah hal yang lazim di Indonesia dan berdampak pada banyak anak muda. Selain itu, pada tahun 2019, UNESCO juga telah melaporkan bahwa lebih dari 30% siswa di seluruh dunia telah menjadi korban kekerasan dan perundungan di lingkungan tempat belajar, termasuk perilaku cyberbullying. Survei tersebut menunjukkan bahwa cyberbullying adalah masalah yang serius sehingga diperlukan tindakan pencegahan.

Penelitian ini mengusulkan pengembangan metode untuk mendeteksi yang akan membantu menciptakan kebiasaan penggunaan sosial media secara sehat serta mengurangi masalah cyberbullying yang terjadi. Pentingnya pengembangan metode klasifikasi ini terletak pada kontribusi untuk menciptakan kebiasaan penggunaan sosial media dengan lebih aman. Dengan mendeteksi cyberbullying secara tepat, penelitian ini diharapkan menjadi langkah awal dalam menciptakan lingkungan daring yang lebih positif bagi pengguna sosial media, khususnya di platform Twitter. Pengembangan metode klasifikasi ini untuk mendeteksi tindakan cyberbullying pada sosial media Twitter menggunakan algoritma pembelajaran mesin sehingga dapat dilakukan pencegahan [4].

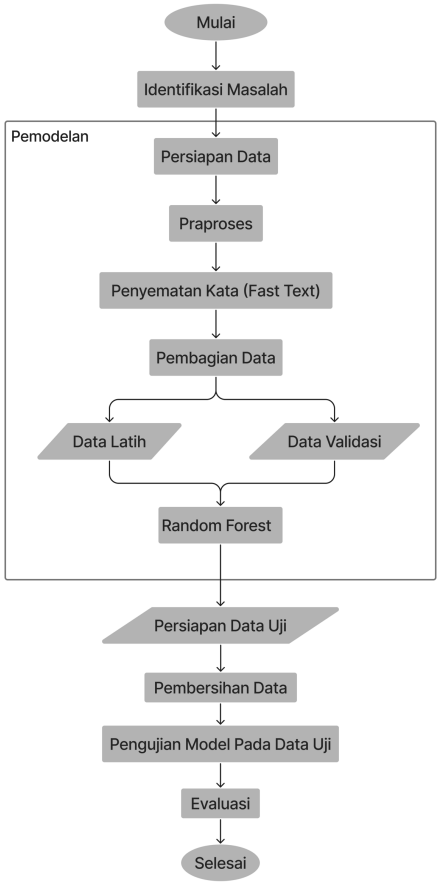
Metode klasifikasi teks dapat melibatkan algoritma ansambel seperti Random Forest. Random Forest akan mencocokkan beberapa pengklasifikasi keputusan pada sub-sampel data yang berbeda dan menggunakan data rata-rata untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengendalikan overfitting [5]. Dengan demikian, pemilihan metode yang sesuai tergantung pada karakteristik data dan tujuan spesifik dari tugas analisis teks yang sedang dilakukan. Sedangkan, Masalah variasi kata yaitu pembatasan panjang tweet yang

dapat diunggah dapat ditemukan pada sosial media Twitter. Pengguna hanya dapat mengunggah tweet dengan maksimal 280 karakter, sehingga tweet hanya dapat ditulis dengan sangat singkat dan menggunakan tata bahasa yang sangat variatif. Variasi kata dapat meningkatkan ketidaksesuaian kosa kata yang akan menjadi kendala tersendiri dalam pendeteksian cyberbullying. FastText adalah salah satu metode pengembangan penyematan kata yaitu Word2Vec. FastText adalah metode penyematan kata yang mempertimbangkan informasi sub kata dengan mempelajari representasi kata. FastText merupakan metode vektorisasi penyematan yang efisien. Satuan terkecil dalam FastText adalah n-gram atau suku kata [6].

Berdasarkan permasalahan yang telah dikemukakan, serta mengusulkan penggunaan metode klasifikasi teks diharapkan dapat memberikan hasil yang menyeluruh dan mendalam dalam mengatasi masalah cyberbullying di platform sosial media khususnya Twitter. Serta dapat memberikan kontribusi dalam meminimalkan dampak negatif dari cyberbullying dan menciptakan ruang daring yang lebih aman bagi semua pengguna dengan menghasilkan model yang dapat mengidentifikasi cyberbullying.

II. METODE PENELITIAN

Berikut adalah alur penelitian yang merepresentasikan gambaran alur sistematis pengembangan model pendeteksi cyberbullying seperti pada Gbr 1.



Gbr. 1. Alur Penelitian.

A. *Identifikasi Masalah*

Dalam pengembangan metode klasifikasi cyberbullying pengguna Twitter dengan menggunakan Random Forest dan FastText, terdapat beberapa masalah utama yang telah didapatkan. Penyalahgunaan penggunaan sosial media yang berdampak buruk pada korban, berkontribusi dalam pengembangan sosial media yang sehat dan aman bagi semua pengguna, serta masalah variasi dan ketidaksesuaian kosakata pada data Twitter, dan mengetahui seberapa baik algoritma ansambel dalam melakukan klasifikasi cyberbullying pengguna. Oleh karena itu, pengembangan metode untuk klasifikasi cyberbullying ini menjadi penting guna mengatasi masalah-masalah tersebut.

B. *Pemodelan*

1) *Pengumpulan Data*

Pengumpulan data dilakukan pada platform Kaggle mengenai cyberbullying pada platform sosial media Twitter yang telah tersedia, data tersebut akan digunakan untuk membangun model. Dataset mengandung kurang lebih dari 33412 tweets yang telah dilakukan pelabelan berdasarkan lima kelas. Pengujian model klasifikasi teks

melibatkan penggunaan dataset yang terpisah dari data yang digunakan untuk melatih model. Dataset pengujian ini berfungsi untuk mengevaluasi sejauh mana model dapat melakukan generalisasi dan memberikan prediksi yang akurat terhadap data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dataset yang digunakan dikumpulkan dengan crawling menggunakan Twitter API (*Application Programming Interface*) menggunakan Google Collab.

2) Praproses

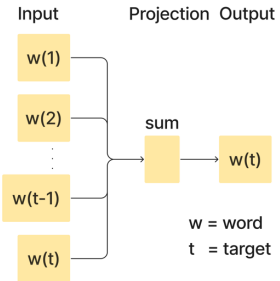
Praproses data digunakan untuk melakukan pembersihan pada yang masih memiliki noise atau kotor agar membuatnya lebih bersih dan terorganisir sehingga dapat memilih dan memfilter data sehingga data lebih mudah dipahami. Preposes data penting untuk diterapkan sebelum data diolah lebih lanjut karena akan menghasilkan kualitas data yang lebih baik, terstruktur, dan tingkat akurasi klasifikasi yang lebih tinggi. Langkah-langkahnya meliputi penghapusan mention, emotikon, hashtag, URL, tanda baca, decontracting teks, case folding, stopwords remocal, filter, stemming, hingga tokenisasi.

3) FastText

FastText mempelajari representasi kata dengan mempertimbangkan subwords. FastText dapat memahami makna kata dengan lebih ringkas, memungkinkan proses penyematan memahami semua imbuhan kata. Kelebihan FastText adalah kemampuan untuk menangani kata yang belum pernah ditemui. Metode tersebut adalah Out Of Vocabulary (OOV), dengan metode tersebut FastText dapat menangani kata yang belum pernah ditemui sebelumnya. Misalnya, pada kata "*Speaking*" yang akan dikodekan berdasarkan jumlah vektor n-gram seperti pada Tabel 1.

TABEL 1
PENGKODEAN FASTTEXT

Kata	Panjang (n)	Karakter n-grams
Speaking	3	<sp, spe, pea, eak, aki, kin, ing, ng>
	4	<spe, peaki, eaki, akin, king, ing>
	5	<spea, peaki, eakin, aking, king>
	6	<speak, speaki, peakin, eaking>



Gbr. 2. Arsitektur CBOW.

Model CBOW mewakili kata sebagai kumpulan n-gram dengan tujuan untuk memprediksi kata tertentu w_0 berdasarkan konteks $w_{-n}, \ldots, w_{-1}, w_1, \ldots, w_n$. Representasi vektor h dari konteks diperoleh dengan menghitung rata-rata vektor kata sesuai :

$$\sum_{\substack{i=-n \\ i \neq 0}}^{n} u_{w_i} \quad (1)$$

Sebelum menjumlahkannya, setiap vektor kata dikalikan (dari segi elemen) dengan vektor yang bergantung pada posisi. Vektor representasi h dari konteks diperoleh dengan rumus :

$$\sum_{\substack{i=-n \\ i \neq 0}}^{n} c_i \odot u_{w_i} \quad (2)$$

Mengacu pada (2) c_i adalah vektor yang sesuai dengan setiap posisi di jendela, $\odot$ adalah perkalian berdasarkan elemen dan u_{w_i} adalah vektor kata yang merupakan penjumlahan dari karakter n-gram.

FastText tidak hanya efektif dalam mengatasi tantangan representasi kata, tetapi juga mampu menghasilkan vektor penyematan yang berkualitas bahkan untuk kata-kata yang jarang muncul selama proses pelatihan [7]. Model CBOW adalah model yang memprediksi kata tengah (target) dari kata tetangganya (konteks). CBOW dapat menggambarkan dataset pelatihan yang terbatas dengan baik serta dapat menghasilkan representasi kata yang jarang digunakan atau secara umum dianggap langka.

4) Pembagian Data

Pembagian data dilakukan dengan memisahkan dataset menjadi data latih dan data uji untuk proses pengembangan dan evaluasi model yang digunakan. Untuk melatih model menggunakan data latih. Data latih mencakup sejumlah besar sampel yang mewakili masalah yang akan diidentifikasi oleh model, model akan mempelajari pola dan relasi pada data latih. Di sisi lain, Data validasi digunakan untuk menguji kemampuan model yang dilatih untuk mengklasifikasikan data yang belum pernah dikenali dengan benar. Pembagian data akan dilakukan menggunakan teknik K-Fold Cross Validation. Metode ini akan mengkategorikan dataset ke dalam sub-kelompok K yang berbeda (disebut K-Folds). Satu bagian (fold) direntangkan menjadi set validasi. Model dilatih pada bagian (folds) K-1 yang tersisa dan kemudian diterapkan ke set validasi dan mencatat kinerja prediktifnya.

Gbr. 3. Pembagian Dataset Dengan K-Fold Cross Validation.

Dataset pengujian adalah kumpulan data lain yang berbeda dengan dataset sebelumnya yang digunakan untuk pembangunan sebuah model. Data pengujian akan digunakan untuk mengevaluasi model akhir setelah dilatih. Kumpulan dataset pengujian sepenuhnya terpisah dan tidak selama proses pelatihan model.

5) Random Forest

Random Forest memisahkan node di setiap pohon keputusan dengan pembagian terbaik. Algoritma random forest dibagun dalam beberapa langkah yang melibatkan distribusi dan pengujian data pelatihan dengan perbandingan (%), menggunakan pohon untuk menghasilkan nilai acak terbaik, menemukan jumlah fitur maksimum untuk pengacakan data, membangun pohon keputusan dan memprediksi nilai mayoritas untuk setiap kelas yang hasilnya kemudian dibandingkan dengan yang diprediksi oleh algoritma yang berkaitan dengan pelabelan data [8]. Proses pembuatan pohon dapat dilakukan dengan Gini atau Entropy. Gini cocok atribut yang memiliki kontinuitas, sedangkan entropi umumnya digunakan untuk atribut diskrit yang ada pada setiap label [9].

$$Gini\ (D) = 1 - \sum_{i=1}^{m} P_i^2 \quad (1)$$

$$Gini_A\ (D) = \sum_{i=1}^{v} \frac{D_i}{D}\ Gini(D_i) \quad (2)$$

$$Gini\ Gain\ (A) = Gini(D) - Gini_A(D) \quad (3)$$

Pohon keputusan dapat dibuat secara rekursif berdasarkan jumlah pohon yang telah ditentukan. Umumnya jumlah pohon optimal yang dibuat untuk proses klasifikasi adalah $\sqrt{p}$ dan untuk regresi $\frac{p}{3}$ dimana adalah jumlah prediktor yang digunakan. Output dari masing-masing pohon untuk proses klasifikasi akan diserahkan dan akan terjadi proses pemungutan suara terbanyak [8].

$$\hat{C}_{rf}^{B}(x) = majority\ vote\{\hat{C}_b(x)\}_1^B \quad (4)$$

C. Evaluasi

Confusion matrix adalah metode evaluasi yang digunakan mengukur kinerja model terhadap sekumpulan dataset. Sebagai hasil dari klasifikasi, informasi dapat digambarkan dalam confusion matrix. Hasil dari confusion matrix terdiri dari 4 variabel yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) [10]. Dengan mempertimbangkan keempat penilaian evaluasi tersebut, maka dapat diidentifikasikan berbagai matriks kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score.

D. Model Pada Data Uji

Setelah pemodelan selesai dan model disimpan, maka model akan dicoba pada data uji. Proses ini melibatkan beberapa tahapan penting, yang masing-masing bertujuan untuk memastikan bahwa model yang telah dibangun dan dilatih mampu memberikan prediksi yang akurat. Tahapan yang dilakukan adalah sama dengan pemodelan sebelumnya dimulai dari praproses hingga memuat model yang telah ada sebelumnya. Dari hasil evaluasi dapat memastikan bahwa model yang telah dibangun dan dilatih dapat memberikan performa yang baik saat dilakukan pengujian pada data baru yang belum pernah dilihat oleh model, serta siap digunakan.

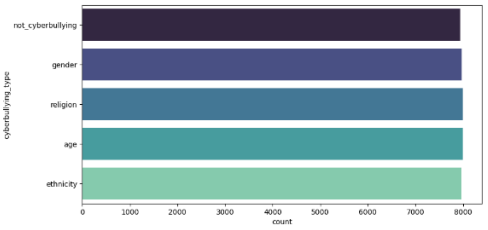
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, sebuah pendekatan telah diusulkan untuk klasifikasi teks cyberbullying dengan menggunakan algoritma Random Forest dan FastText sebagai penyematan kata.

A. Hasil Penelitian

1) Dataset

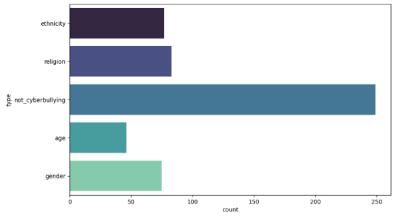
Data yang diolah adalah data tweet yang telah berlabel dengan 5 kelas seperti pada Gbr. 5. Jumlah Data yang diperoleh dari Kaggle tersebut adalah 33412 berbahasa inggris dengan persebaran label data seperti pada Gbr. 4 berikut. Sedangkan untuk data hasil crawling yang berjumlah 532 tweet persebaran data pada setiap labelnya dapat dilihat pada Gbr. 6.



Gbr. 4. Visualiasi Kaggle Dataset.

Label	Religion	Age	Gender	Ethnicity	Not_cyberbullying
Jumlah	6672	6742	6671	6681	6646

Gbr. 5. Jumlah Label Setiap Tweet.



Gbr. 5. Visualisasi Crawling Dataset.

Gbr. 6. WordCloud Dataset Kaggle.

Hasil visualisasi pada dataset kaggle yang masih belum dilatih dengan library wordcloud seperti pada Gbr. 6 menunjukkan bahwa masih banyak terdapat *noise* pada dataset sehingga perlu dilakukan praproses data. Wordcloud menghasilkan kata yang paling umum seperti 'muslim', '*high*', '*school*', dan semacamnya. Data tersebut selanjutnya dilakukan praproses seperti pada alur Gbr. 1. Tabel 2 adalah hasil praproses yang sesuai dengan tahap-tahap sebelumnya, serta melakukan penghapusan pada tweet dengan panjang kurang dari sama dengan 4 dengan tujuan menghapus tweet yang kurang bermakna.

TABEL 2
HASIL PRAPROSES

Tweet	Setelah Praproses
@REVMAXXING Biggest terrorists on earth actually. Evil nation.	big terrorist earth actual evil nation
I hope he wipes out these Anti Black white supremacists. these mentally inept bastards about to help whites keep Black people where they are at, and until African citizens say enough is enough nothing changes. Also im sure the French is financing these □ü§°	hope wipe anti black white supremacist mental inept bastard help white keep black peopl african citizen say enough enough noth chang also sure french financ
@truaemusic A religion who has a murdering, hating pedophile at it's core has no room to be reformed.	religion murder hate pedophil core room reform

2) Penyematan Kata FastText

Proses pembentukan vektor kata dilakukan dengan melibatkan model FastText untuk membentuk matriks embedding kata-kata dari teks tweet. Matriks embedding tersebut digunakan untuk melatih model Random Forest. *Library* fasttext dikembangkan oleh facebook dan dapat dimanfaatkan untuk memuat pretrained model FastText untuk digunakan sebagai penyematan kata. Model pretrained fast text digunakan untuk menyediakan representasi fitur tanpa melatih model dari awal. Common crawl adalah model yang digunakan pada penelitian ini. Representasi fitur yang besar didapatkan, diperoleh dengan mudah. Model ini didistribusikan dalam vektor kata terlatih untuk 157 bahasa dan dilatih menggunakan CBOW dengan penanganan bobot-posisi, memiliki dimensi 300, panjang karakter n-gram 5, ukuran jendela 5 dan 10 contoh negatif. FastText dapat menangkap semantik kata dan dapat menangani kata yang salah tulis seperti pada Gbr. 7.

Gbr. 7. Vektor Kata FastText.

Teknik one-hot-encoder digunakan untuk mengubah kelas label menjadi label numerik untuk pemodelan. Teknik ini akan membentuk vektor biner, dimana semua kolom akan bernilai 0 selain kolom yang mewakili kata tersebut yang akan diberi nilai 1. Ilustrasi teknik one-hot-encoder ditunjukkan seperti pada Gbr. 8.

Id	Ag
0	1
1	0
2	0
3	0
4	0

Gbr. 8. Teknik One-Hot Encoder.

Selanjutnya setelah mengunduh model, proses tokenisasi dilakukan yaitu memecah teks menjadi token-token yang lebih kecil atau sub kata. Hasil tokenisasi seperti pada Tabel 3. Selain itu, ditambahkan padding pada urutan kata. Padding dilakukan agar semua input memiliki panjang yang sama, karena setiap input memiliki panjang kata yang berbeda pada setiap tweet. Padding dilakukan

dengan menambahkan “0” (nol atau kosong) sehingga memiliki panjang yang sama.

TABEL 3
HASIL PRAPROSES

Kata	Index
bulli	1
school	2
fuck	3
like	4
girl	5
joke	6
nigger	7
dumb	8
high	9
muslim	10
…	…

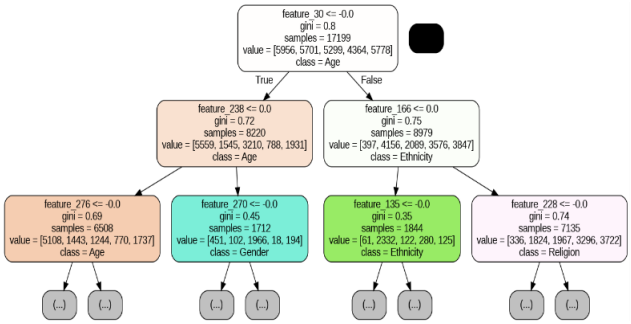
Hasil praproses kemudian akan dibagi menjadi 4 skenario pengujian berdasarkan k-fold yaitu 5, 10, 15, dan 20. Pembagian data menggunakan stratifiedkfold. Metode tersebut memastikan perbandingan antara kelas target sama pada setiap lipatan, yang dapat membantu dalam mengurangi overfitting dan meningkatkan kinerja model secara keseluruhan atau disebut stratified sampling [11].

3) Random Forest

Random Forest diusulkan untuk menangani dataset dan dikombinasikan dengan Fast Text sebagai *word embedding*. Model RF diinisialisasi dengan parameter random_state=42 yang bertujuan untuk menjaga kekonsistenan hasil saat model dijalankan ulang dengan dataset yang sama. Untuk mengubah data menjadi representasi numerik yang dapat dipahami oleh model Random Forest dan membantu untuk memahami pola kalimat maka dilakukan pembentukan fitur ‘sentences_features’ dengan dimensi 300, dengan menghitung rata-rata vektor. Gbr. 9 menunjukkan hasil fitur dengan menggunakan word embedding FastText yang nantinya akan digunakan sebagai input pada model RF. Model akan memanfaatkan informasi tersebut untuk melakukan prediksi dengan lebih baik.

```
[[ 0.00071573  0.00066685  0.00045225 ...  0.00271629  0.00011742
   0.00165899]
 [ 0.00041292  0.00031461  0.00019382 ...  0.0014691   0.00016854
   0.00089045]
 [ 0.00074326  0.00056629  0.00034888 ...  0.00264438  0.00030337
   0.00160281]
 ...
 [ 0.0018309   0.0014809  -0.00021461 ...  0.0004691   0.00108427
   0.00387191]
 [ 0.0021573   0.00265899 -0.00144045 ... -0.00060056  0.00179213
   0.00398876]
 [ 0.00166573  0.00135506 -0.00029213 ... -0.00011854  0.00101685
   0.00351573]]
```

Gbr. 9. Hasil Vektor Fitur.



Gbr. 10. Contoh Pohon Keputusan Pada Random Forest.

B. *Pembahasan*

Evaluasi hasil menggunakan confusion matrix dengan metrik akurasi, *recall*, presisi, dan f1-score. Pada Tabel 4 menunjukkan bahwa pada K=20 memberikan hasil akurasi yang lebih tinggi dibandingkan 3 skenario lain.

TABEL 4
HASIL EVALUASI PADA SETIAP K DATA

K	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
5	85,97%	86,84%	85,97%	86,18%
10	86,45%	87,22%	86,45%	86,60%
15	86,65%	87,25%	86,65%	86,80%
20	88,17%	88,73%	88,17%	88,28%

Nilai ‘k’ yang tepat dapat mempengaruhi keseimbangan antara bias dan varian dalam estimasi performa model. Nilai ‘k’ yang terlalu besar dapat mengakibatkan estimasi yang memiliki varian tinggi. Namun, dari hasil evaluasi model yang telah dibangun menunjukkan ‘k’ sendiri tidak secara signifikan mempengaruhi akurasi model yang dihasilkan. Akurasi model dipengaruhi oleh jumlah data, kualitas data, kompleksitas model, dan parameter yang digunakan pada model yang dibangun. Namun, nilai ‘k’ yang tepat tetap dapat menjadi faktor untuk hasil evaluasi model dapat secara efektif menggeneralisasi data yang belum terlihat. Selain itu, hal tersebut menunjukkan bahwa model tidak terlalu sensitif terhadap skema variasi data yang digunakan.

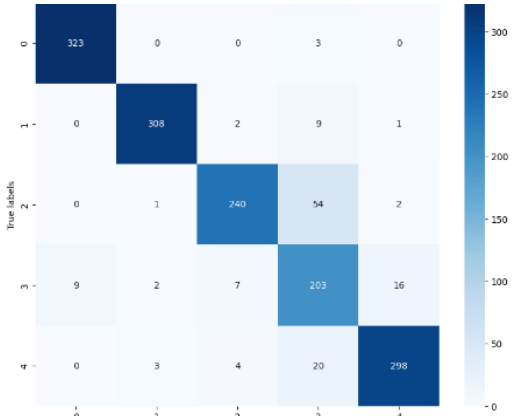
Setelah evaluasi serta analisis model sudah dilakukan dan didapatkan hasil yang paling tinggi, maka dilakukan testing model yang telah disimpan dengan data lain atau data uji. Proses testing memanfaatkan library joblib dan keras untuk menyimpan model. Model akan disimpan dalam bentuk file yang akan disimpan secara sementara. Model dapat dipakai kembali pada data lain yang diinginkan.

IV. Model Pada Data Uji

Testing dilakukan pada model yang memiliki hasil evaluasi lebih baik dari 3 skenario lain yaitu pada k=20 menggunakan dataset lain yaitu data uji dari hasil crawling yang telah dilakukan pengolahan data sebelumnya sama seperti pada proses pemodelan lalu hasil pengolahan data tersebut dapat

dimasukkan pada model sebagai input. Hasil dari pengujian diperoleh hasil sebesar :

a. Akurasi : 61,61%
b. Precision : 66,05%
c. Recall : 61,61%
d. F1-Score : 57,57%



Gbr. 11. Hasil Confusion Matrix Pada Data Uji.

Gbr. 11 adalah hasil confusion matrix dari model Random Forest dengan penyematan kata FastText. Dapat dilihat pada hasil tersebut bahwa Random Forest memiliki nilai true positive yang beragam pada setiap kelasnya dari jumlah 532 tweet crawl. Meskipun terdapat kenaikan pada kelas ke-3, dan pada kelas-kelas lain mengalami penurunan, Random Forest dengan penyematan kata FastText dapat memprediksi cyberbullying sesuai kelas yang telah ditentukan pada dataset yang tidak pernah ditemui sebelumnya atau dataset terpisah dengan hasil 61,61%, dengan hasil tersebut model dapat menggeneralisai tweet cyberbullying.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan pembahasan sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa hasil penelitian telah mencapai tujuan sebagai berikut:

1. Variasi dalam jumlah pembagian data tidak menunjukkan peningkatan atau penurunan kinerja yang signifikan, namun, pada K=20 model mengalami peningkatan akurasi dengan hasil akurasi 88,17%, presisi 88,73%, nilai recall 88,17% dan f1-score 88,28%.
2. Penerapan Random Forest dan FastText sebagai penyematan kata akurasi yang baik saat pemodelan. Selain itu, menggunakan FastText Pretrained Model sebagai penyematan kata dapat mengurangi parameter yang harus dipelajari model sehingga mengurangi waktu komputasi dan menangani variasi kata data tweet.
3. Hasil pengujian memberikan akurasi 61,61% saat model mengklasifikasikan data yang belum pernah ditemui sebelumnya. Maka dari itu, perlu dilakukan penyesuaian hyperparameter pada model.

VI. SARAN

Berdasarkan hasil dan kesimpulan dari penelitian, didapatkan beberapa saran dari penulis yang mungkin dapat diterapkan pada penelitian selanjutnya khusus pada kasus klasifikasi.

1. Membandingkan dengan algoritma ansambel lain, seperti AdaBoost, Hybrid CNN-LSTM, atau semacamnya.
2. Menggunakan dataset yang lebih bervariasi dan kategori cyberbullying yang lebih banyak, sehingga meningkatkan nilai akurasi analisis.
3. Mengidentifikasi hyperparameter pada random forest yang dapat meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih dan rasa syukur pada Allah SWT atas rahmat dan hidayah-Nya, serta kedua orang tua, dosen pembimbing, teman-teman, dan semua pihak yang turut terlibat dalam penelitian ini sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini.

REFERENSI

[1] Hana, K. M., Al Faraby, S., & Bramantoro, A. (2020, August). Multi-label classification of indonesian hate speech on twitter using support vector machines. In 2020 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA) (pp. 1-7). IEEE.
[2] Kowalski, R. M., Limber, S. P., & McCord, A. (2019). A developmental approach to cyberbullying: Prevalence and protective factors. Aggression and violent behavior, 45, 20-32.
[3] Dewi, M. P. K., & Setiawan, E. B. (2022). Feature Expansion Using Word2vec for Hate Speech Detection on Indonesian Twitter with Classification Using SVM and Random Forest. Jurnal Media Informatika Budidarma, 6(2), 979-988.
[4] Dalvi, R. R., Chavan, S. B., & Halbe, A. (2020, May). Detecting a Twitter cyberbullying using machine learning. In 2020 4th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS) (pp. 297-301). IEEE.
[5] Muneer, A., & Fati, S. M. (2020). A comparative analysis of machine learning techniques for cyberbullying detection on twitter. Future Internet, 12(11), 187.
[6] Khomsah, S., Ramadhani, R. D., & Wijaya, S. (2022). The Accuracy Comparison Between Word2Vec and FastText On Sentiment Analysis of Hotel Reviews. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), 6(3), 352-358.
[7] Nurdin, A., Aji, B. A. S., Bustamin, A., & Abidin, Z. (2020). Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2Vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks. Jurnal Tekno Kompak, 14(2), 74-79.
[8] Suharmanto, B., Kurnia, S., Prabowo, H. G., Pribadi, M. N. N., & Chamidah, N. (2022, August). Klasifikasi Tweet Cyberbullying dengan Menggunakan Algoritma Random Forest.
[9] Gunawan, Y., Young, J. C., & Rusli, A. (2021). FastText Word Embedding and Random Forest Classifier for User Feedback Sentiment Classification in Bahasa Indonesia. Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika, 13(2), 101-107.
[10] Das, C., Sahoo, A. K., & Pradhan, C. (2022). Multicriteria recommender system using different approaches. In Cognitive Big

Data Intelligence with a Metaheuristic Approach (pp. 259-277). Academic Press.
[11] Widodo, S., Brawijaya, H., & Samudi, S. (2022). Stratified K-fold cross validation optimization on machine learning for prediction. Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika, 7(4), 2407-2414.