

## SENTIMENT ANALYSIS OF CYBERBULLYING USING BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY ALGORITHM ON TWITTER

Anisa Ika Safitri<sup>\*1</sup>, Theopilus Bayu Sasongko<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Informatics, Faculty of Computer Science, Universitas Amikom Yogyakarta, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>[anisaika0101@students.amikom.ac.id](mailto:anisaika0101@students.amikom.ac.id), <sup>2</sup>[theopilus.27@amikom.ac.id](mailto:theopilus.27@amikom.ac.id)

(Article received: March 08, 2024; Revision: March 31, 2024; published: April 22, 2024)

### Abstract

Cyberbullying on social media such as Twitter is becoming an increasing social problem in today's society. Cyberbullying has a negative influence on mental health, increasing the risk of anxiety, sadness, and even suicide. The purpose of this research is to develop a model to classify tweets that contain or do not contain cyberbullying by applying the BiLSTM technique to sentiment analysis on Twitter. In this research, Word2Vec is used to weight each word in a tweet. The initial stage in this research is data collection with a total dataset of 47,692 tweets generated by Kaggle, preprocessing which consists of data cleaning, removing duplicates, case folding, tokenizing, stopword removal and lemmatization, classification and evaluation. This research uses the Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) method and identifies patterns associated with bullying on social media. Testing uses Confusion Matrix and the results on classification show accuracy of 82.29%, precision of 82.04%, recall of 81.95% and F1-Score 81.89%. This sentiment analysis technique is expected to be the first step to combat and avoid cyberbullying on the Twitter platform. From several tests of existing reference algorithms, the classification accuracy performed includes having good performance.

**Keywords:** *bi-lstm, cyberbullying, sentiment analysis, twitter, word2vec.*

## ANALISIS SENTIMEN PADA MEDIA SOSIAL TWITTER TERHADAP CYBERBULLYING MENGGUNAKAN ALGORITMA BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY

### Abstrak

Cyberbullying di media sosial seperti Twitter menjadi masalah sosial yang semakin meningkat di masyarakat saat ini. Cyberbullying memiliki pengaruh negatif pada kesehatan mental, meningkatkan risiko kecemasan, kesedihan, dan bahkan bunuh diri. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model untuk mengklasifikasikan tweet yang mengandung atau tidak mengandung cyberbullying dengan menerapkan teknik BiLSTM pada analisis sentimen di Twitter. Dalam penelitian ini Word2Vec digunakan untuk pembobotan setiap kata pada sebuah tweet. Tahap awal pada penelitian ini dilakukan adalah pengumpulan data dengan jumlah dataset sebanyak 47.692 tweet yang dihasilkan oleh Kaggle, *preprocessing* yang terdiri dari data cleaning, remove duplicate, case folding, tokenizing, stopword removal dan lemmatization, classification dan evaluasi. Penelitian ini menggunakan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) dan mengidentifikasi pola-pola yang terkait dengan tindakan bullying di media sosial. Pengujian menggunakan *Confusion Matrix* dan hasil pada klasifikasi menunjukkan accuracy sebesar 82,29%, presisi 82,04%, recall 81,95% dan F1-Score 81,89%. Teknik analisis sentimen ini diharapkan dapat menjadi langkah awal untuk memerangi dan menghindari cyberbullying di platform Twitter. Dari beberapa pengujian algoritma referensi yang ada, akurasi klasifikasi yang dilakukan termasuk memiliki performa yang bagus.

**Kata kunci:** *analisis sentiment, bi-lstm, cyberbullying, twitter, word2vec.*

### 1. PENDAHULUAN

Cyberbullying di media sosial seperti Twitter adalah masalah sosial yang semakin meningkat di masyarakat saat ini. Karena media sosial memungkinkan pengguna untuk berinteraksi dan berkomunikasi secara anonim, hal ini dapat memicu

tindakan *bullying* atau pelecehan online yang merugikan bagi korban. Selain itu, tindakan *cyberbullying* dapat mempengaruhi kesehatan mental korban dan meningkatkan risiko depresi, kecemasan, dan bahkan bunuh diri.

Perundungan adalah tindakan yang sengaja menyakiti seseorang yang merasa tidak berdaya secara fisik, verbal, atau psikologis. Di Amerika Serikat dan banyak negara lain di seluruh dunia, perundungan telah diakui sebagai masalah sosial yang signifikan. Perundungan siber adalah penggunaan teknologi komunikasi dan informasi untuk pelecehan dan aktivitas permusuhan yang disengaja atau terencana yang dilakukan secara berulang dan terstruktur dengan cara yang berpotensi membahayakan [1].

Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap *cyberbullying* di Twitter menjadi sangat penting untuk memahami sentimen yang terkait dengan tindakan *bullying* di media sosial dan membantu dalam mengembangkan strategi untuk mencegah atau menangani masalah tersebut.

Bi-LSTM adalah jenis jaringan saraf rekurensi (RNN) yang dapat menangani masalah analisis teks yang panjang dan kompleks dengan mempertimbangkan konteks kata-kata sebelumnya dan sesudahnya. Penelitian ini menggunakan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) dan mengidentifikasi pola-pola yang terkait dengan tindakan *bullying* di media sosial.

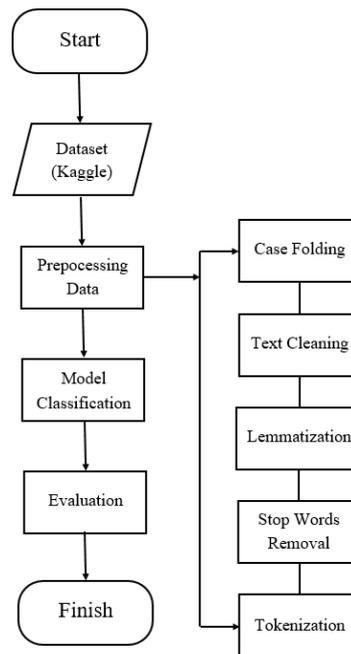
Penelitian sebelumnya dengan sepuluh kali uji coba dan nilai akurasi sebesar 78,67% untuk LSTM dan 80,25% untuk BiLSTM menunjukkan performa yang baik dalam mengkategorikan data teks dengan menggunakan metode teknik LSTM dan BiLSTM. Dapat disimpulkan bahwa BiLSTM lebih unggul daripada LSTM berdasarkan akurasi yang diperoleh. Dibandingkan dengan model lain, temuan ini menunjukkan seberapa baik kinerja BiLSTM untuk model data berurutan [2].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model untuk mengklasifikasikan tweet yang mengandung atau tidak mengandung *cyberbullying* dengan menerapkan teknik BiLSTM pada analisis sentimen di Twitter.

Setelah tahap preprocessing, data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian. Model kemudian dilatih pada set pelatihan, dan kinerjanya dievaluasi pada set pengujian menggunakan pendekatan Bi-LSTM, yang memiliki performa lebih unggul dibanding metode-metode sebelumnya.

## 2. METODE PENELITIAN

Dalam alur penelitian pada gambar 1 pendekatan BiLSTM akan digunakan untuk mengilustrasikan rancangan penelitian. Pengumpulan data, preprocessing, modeling, dan evaluasi adalah langkah-langkah dalam proses analisis sentimen.



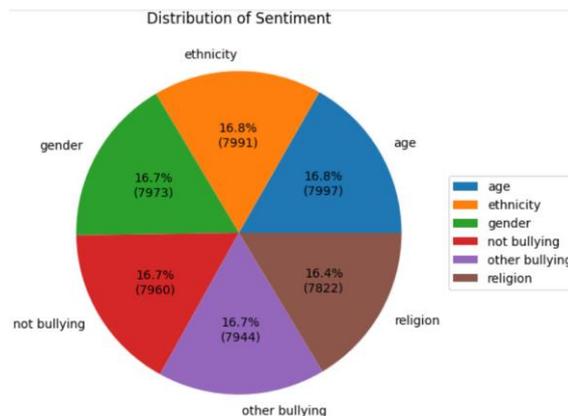
Gambar 1. Alur Penelitian

### 2.1. Dataset

Pada penelitian ini, dataset Twitter yang dihasilkan oleh Kaggle terdiri dari 47.692 tweet data pengguna. Terdiri dari 6 sentiment yaitu ethnicity, not\_cyberbullying, gender, other\_cyberbullying, religion, age. Pada tabel 1 menjelaskan informasi dataset yang didapat dan gambar 2 adalah visualisasi kelas sentiment.

Tabel 1. Informasi Dataset

No	Column	Count	Data Type
0	tweet_text	47.692	object
1	cyberbullying_type	47.692	object



Gambar. 2 Visualisasi Sentiment

### 2.2. Preprocessing

Salah satu tahapan penting dalam proses mining data adalah *preprocessing*. Data yang digunakan tidak selalu dalam kondisi yang ideal untuk diproses. Beberapa masalah dengan data ini dapat mengganggu hasil mining, seperti data yang tidak memiliki nilai, data redundant, outliers, atau format yang tidak sesuai

dengan sistem. Oleh karena itu, tahap *preprocessing* diperlukan untuk menyelesaikan masalah tersebut [3].

*Preprocessing* dilakukan untuk menghasilkan data bersih. *Preprocessing* terdiri dari data *cleaning* yaitu proses pembersihan data yang tidak akurat berupa menghapus tanda baca, data duplikat, *stopword* dan *stemming*. *Remove duplicate* digunakan untuk menghapus data duplicate. *Case folding* yaitu proses mengubah seluruh karakter teks atau dokumen menjadi huruf kecil. *Stopword removal* yaitu proses penghapusan kata-kata yang sering muncul dan tidak relevan dalam teks seperti "dan", "atau", "di", "dari", dan lain-lain. Proses *stopwords removal* dilakukan untuk mengurangi ukuran dataset. Karena *lemmatization* menggunakan WordNet dan kamus *Stop words*, *lemmatization* menghasilkan kata dasar yang lebih akurat daripada *stemming*. *Tokenizing* yaitu proses memisahkan teks atau dokumen menjadi bagian-bagian yang berbeda yang terdiri dari kata, frasa, tanda baca, atau simbol [4].

### 2.3. Data Balancing

Distribusi proporsional dari berbagai kelas dalam kumpulan data disebut sebagai *data balancing*. Sering kali terjadi ketidakseimbangan dalam konteks *cyberbullying*, dengan jumlah sampel yang jauh lebih sedikit dari kelas yang dibandingkan. *Oversampling* dalam kasus *cyberbullying*, berarti menambah variasi atau replika sampel yang termasuk dalam kelas minoritas. Dengan melakukan *oversampling*, dapat memastikan bahwa teknik *oversampling* dilakukan untuk menangani ketidakseimbangan dengan memilih sampel secara acak dari kumpulan data untuk membuat sampel baru [5].

### 2.4. Word Embedding

*Word embedding* adalah salah satu cara yang paling umum untuk menampilkan kosakata dokumen. Teknik ini dapat menangkap konteks antara kata, kesamaan semantik dan tata bahasa, dan informasi lainnya,

*Word embedding*, secara sederhana adalah representasi vektor dari kata-kata tertentu. Salah satu metode yang paling banyak digunakan untuk mempelajari *word embedding* adalah *Word2Vec*. *Word2Vec*, yang dikembangkan oleh Google adalah salah satu teknik yang paling umum digunakan untuk mempelajari penerapan kata. *Word2Vec* dapat menghasilkan *word embedding* melalui teknik *Common Bag of Words (CBOW)* dan *Skip Gram*, yang keduanya termasuk dalam Jaringan Syaraf Tiruan [6].

Dengan fokus pada kata-kata yang berdekatan, *Word2Vec* dapat menentukan arti kata-kata yang mirip dengan kata target. Karena manfaatnya, pendekatan *Word2Vec* sangat populer. Dimensi matriks bobot di setiap lapisan tersembunyi dapat dihitung dengan mengalikan jumlah kata dalam

korpus dengan jumlah neuron tersembunyi yang ada di setiap lapisan.

### 2.5. Bidirectional Long Short-Term Memory

BiLSTM adalah salah satu penemuan *neural network* yang dapat digunakan untuk pemodelan data seri waktu. Selain itu, dapat digambarkan sebagai jaringan saraf karena arsitekturnya yang fleksibel, yang memungkinkan bentuknya berubah sesuai dengan aplikasi yang dibuat [7]. BiLSTM terdiri dari beberapa langkah: mendefinisikan jaringan, membuat jaringan, menyusun jaringan, memeriksa jaringan, dan membuat prediksi. Dengan menggunakan BiLSTM, dapat menemukan nilai yang akan digunakan sebagai keluaran yang relevan dengan masukan yang diberikan.

### 2.6. Evaluation

Tujuan evaluasi penelitian ini adalah untuk menentukan efektivitas model. *Confusion matrix* digunakan untuk evaluasi penelitian ini. Tabel *confusion matrix* berisi informasi tentang bagaimana hasil klasifikasi sistem (prediksi) dibandingkan dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. Jumlah prediksi yang benar (*True Positive* dan *True Negative*) dan prediksi salah (*False Positive* dan *False Negative*) dari model yang dilatih ditampilkan dalam *confusion matrix* [8]. Dengan menggunakan *confusion matrix*, penelitian ini dapat menghitung sejumlah metrik untuk mengevaluasi kinerja model, termasuk akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1. Gambar 3 adalah gambar *Confusion Matrix*.

		Predicted Class	
		True	False
True Class	True	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	False	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Gambar 3. *Confusion Matrix*

TP = (True positive) jumlah sampel yang secara benar dilabeli sebagai "Positif"

FP = (False positive) jumlah sampel yang secara salah dilabeli sebagai "Positif"

FN = (False negative) jumlah sampel yang secara salah dilabeli sebagai "Negatif"

TN = (True negative) jumlah sampel yang secara benar dilabeli sebagai "Negatif"

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

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP + FN)} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{(TP)}{(TP + FP)} \quad (3)$$

$$F - score = 2 \frac{presisi \times recall}{presisi + recall} \quad (4)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Preprocessing

Model *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM)) terbaik untuk analisis sentimen *cyberbullying* di Twitter dihasilkan oleh penelitian ini. Temuan dari penelitian ini mungkin berguna bagi para peneliti yang ingin membuat aplikasi yang menganalisis sentimen Twitter seputar *cyberbullying*.

##### 3.1.1. Dataset

Dengan menggunakan *library* NLTK (Natural Language Toolkit), preprocessing dataset meliputi perubahan semua karakter dari data twitter menjadi teks atau dokumen menjadi huruf kecil, serta menghilangkan stop words, duplikasi, emoji, lemmatization, dan tokenizing. Dapat dilihat pada tabel 2 yaitu data tweet sebelum dilakukan *Preprocessing* dan tabel 3 data tweet yang telah dilakukan *Preprocessing*.

Tabel 2. Tweet Sebelum *Preprocessing*

No	Tweet	Sentiment
1	@batchelorshow @FearDept And there have been dozens of witnesses who have seen the Russians target civilians for propaganda	not_cyberbullying
2	he got his start with rape jokes and using gay slurs a lot so hes always been trash	gender
3	@AngeliePsalms @brassidio Stop threatening people to get them to do what you want. That's why people hate religion.	religion
4	can't she just stop bullying me on facebook? i did nothing to her.	other_cyberbullying
5	For boys: Did you refuse to go to school because of hyper toxic male bullies?	age
6	@SteeleBrim @WeRunLA Shut the fuck up you dumb	ethnicity

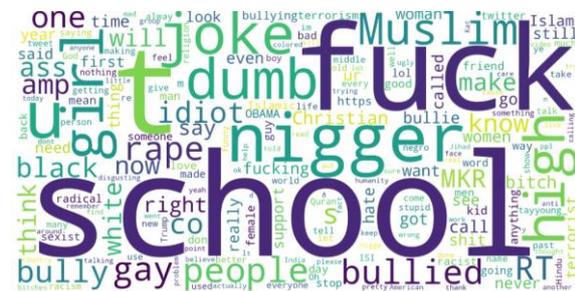
Tabel 3. Tweet Setelah *Preprocessing*

No	Tweet	Sentiment
1	dozen witness seen russian target civilian propaganda	not_cyberbullying
2	got start rape joke using gay slur lot he always trash	gender
3	stop threatening people get want people hate religion	religion
4	can not stop bullying facebook nothing	other_cyberbullying
5	boy refuse go school hyper toxic male bully	age
6	fuck up you dumb nigger boy	ethnicity

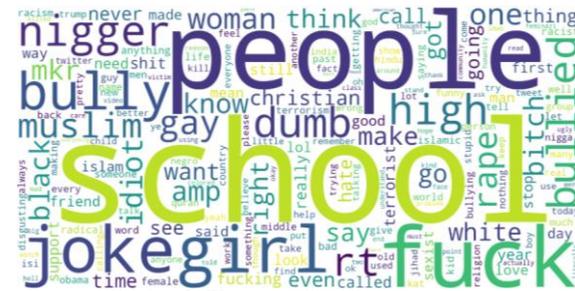
#### 3.2. Word Embedding

Penelitian ini melakukan berbagai percobaan dengan berbagai parameter untuk mencapai temuan terbaik. Parameter yang diuji menampilkan *Wordcloud* sebelum dan sesudah *preprocessing*, serta *Word2Vec embedding*. Istilah-istilah ini adalah kata-

kata yang ada di dalam wordcloud pada gambar 4 yaitu kata sebelum *preprocessing* dan gambar 5 sesudah *preprocessing*.



Gambar 4. *Wordcloud* Sebelum *Preprocessing*



Gambar 5. *Wordcloud* Setelah *preprocessing*

#### 3.3. Data Balancing

Teknik analisis data yang disebut keseimbangan data (*data balance*) dengan pengambilan sampel berlebih (*oversampling*) digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam kumpulan data. Ketika ada lebih banyak sampel secara signifikan dalam satu kelas daripada kelas lainnya, maka terjadi ketidakseimbangan kelas. Untuk memastikan bahwa jumlah sampel antara kelas mayoritas dan minoritas seimbang, *oversampling* menangani kelas minoritas dengan mereplikasi baris secara acak dari kelas minoritas tersebut. Tabel 4 menampilkan jumlah dan ketidakseimbangan data di setiap kelas.

Tabel 4. Jumlah Data Setiap Kelas

No	Sentiment	Count Sebelum <i>Oversampling</i>	Count Setelah <i>Oversampling</i>
0	ethnicity	4745	5066
1	Not cyberbullying	3882	5066
2	gender	4660	5066
3	other cyberbullying	3157	5066
4	religion	5066	5066
5	age	5002	5066

#### 3.4. Modeling

Dengan menggunakan arsitektur BiLSTM untuk membuat model klasifikasi yang dapat mengidentifikasi *cyberbullying* di Twitter. Arsitektur yang dikenal sebagai BiLSTM terdiri dari dua komponen LSTM: elemen maju dan elemen mundur. Dengan menggunakan data konteks historis, LSTM maju menafsirkan teks input dalam urutan kronologis.

Sebaliknya, LSTM mundur menyimpan informasi kontekstual di masa depan sambil membaca teks dalam urutan terbalik. Ada dua vektor keluaran urutan terpisah yang dihasilkan oleh kedua LSTM ini. Dengan menggabungkan vektor maju dan mundur, kita dapat mengekstrak vektor keluaran untuk setiap kata[9]. Tabel 5 adalah parameter yang digunakan pada model Bi-LSTM.

Tabel 5. Parameter

Parameter	Value
Loss	Categorical Crossentropy
Split Ratio	70:30
Epoch	8
Optimizer	Adam
Batch size	64
Metrics	accuracy, recall, precision, f1-score

### 3.5. Evaluation

Berbagai teknik digunakan selama evaluasi untuk mengukur seberapa baik kinerja model atau sistem yang dikembangkan. Tujuan evaluasi adalah untuk menentukan seberapa berhasil model atau sistem dapat melaksanakan tugas yang diberikan. Gambar 6 menampilkan hasil klasifikasi model Bi-LSTM sebagai *confusion matrix*, tabel 6 adalah hasil *Classification* model dan tabel 7 menunjukkan hasil *Evaluation Metrics*.

Tabel 6. Classification Bi-LSTM

	precision	recall	f1-score	support
age	0.95	0.97	0.96	2384
ethnicity	0.97	0.98	0.98	2515
gender	0.87	0.83	0.55	2367
not bullying	0.59	0.52	0.85	2339
other bullying	0.59	0.68	0.63	2295
religion	0.95	0.93	0.94	2408
accuracy		0.82	0.82	14308
macro avg	0.82	0.82	0.82	0.82
weighted avg	0.82	0.82	0.82	0.82

Tabel 7. Evaluation Metrics

<b>Accuracy</b>	82,29 %
<b>F1-Score</b>	80,89%
<b>Precision</b>	82,04%
<b>Recall</b>	81,95%

		Confusion Matrix					
		age	ethnicity	gender	not bullying	other bullying	religion
actual	age	2301	4	11	24	37	7
	ethnicity	4	2472	10	7	17	5
	gender	16	9	1971	200	158	13
	not bullying	52	21	136	1210	833	87
	other bullying	34	25	126	524	1571	15
	religion	9	12	11	86	40	2250
		predict					
		age	ethnicity	gender	not bullying	other bullying	religion

Gambar 6. Confusion Matrix

## 4. DISKUSI

Dalam penelitian sebelumnya, metode confusion matrix digunakan untuk mencapai performansi terbaik sistem klasifikasi sentimen [10] dengan algoritma BiLSTM. Dari penelitian yang dilakukan ini menghasilkan accuracy sebesar 82,29%, presisi 82,04%, recall 81,95% dan F1-Score 81,89%. Akurasi yang dilakukan termasuk memiliki performa yang bagus.

Dalam perbandingan metode, hasil pengujian yang telah dilakukan [11] menunjukkan bahwa model Bi-LSTM memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada model CNN dengan dimensi word vector 300 dalam penelitian analisis sentimen dan emosi. Model Bi-LSTM dapat mencapai nilai akurasi 84,36% dari model CNN.

Dalam penelitian tambahan, metode algoritma BiLSTM dengan dropout menunjukkan nilai F1-Score yang lebih tinggi daripada algoritma LSTM dengan dropout. Algoritma ini juga memiliki nilai akurasi 0,9807 dan performa F1-Score sebesar 0,9516. Selain itu, algoritma ini menunjukkan performa fitting loss function yang baik [12].

Hasil penelitian dalam "Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada Google Play Menggunakan BiLSTM dan LDA" menunjukkan bahwa Pemodelan topik untuk setiap sentimen menunjukkan nilai coherence 0,6437 untuk topik positif, 0,6296 untuk topik neutral, dan 0,6132 untuk sentimen negatif. Pemodelan sentimen menggunakan BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) dan Word2Vec sebagai penerapan kata menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen, yaitu 95% [13].

Hasil penelitian lainnya menunjukkan bahwa model BiLSTM dengan Word2Vec lebih unggul daripada model BiLSTM dengan TF-IDF. Hasil pengujian menunjukkan akurasi TF-IDF sebesar 84,84%, sedangkan pembobotan Word2Vec sebesar 85,72% [14].

Hasil penelitian yang dilakukan oleh [15]. Dapat disimpulkan bahwa BiLSTM memiliki akurasi tertinggi berdasarkan attention karena word2vec dengan arsitektur CBOW dan penambahan *layer attention* pada metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) menghasilkan akurasi 78,16% dan 79,68%, sedangkan algoritme FSW dan FWL mencapai 73,50% dan 73,79%.

Agar menghasilkan *output* klasifikasi analisis sentimen yang lebih baik dan bermanfaat bagi pengguna, disarankan harus mengembangkan penelitian analisis sentimen dengan menggunakan algoritma klasifikasi yang berbeda, atau dua atau lebih algoritma. Untuk meningkatkan perolehan akurasi, tambah kata ke kamus sentimen yang sesuai dengan masalah yang akan diidentifikasi dan tingkatkan jumlah data uji dan data latih.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan algoritma Bi-LSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) untuk menganalisis sentiment pengguna Twitter terkait cyberbullying. Dataset telah diproses sebelumnya dengan menggunakan case folding, lemmatization, stopword removal, data *cleaning*, penghapusan duplikat, dan tokenizing. Data tersebut diperoleh dari data publik di Kaggle. Jumlah data *tweet* yang dipakai sebanyak 47.692 data, terdiri dari beberapa kategori sentiment sebagai berikut: religion 7998, age 7992, gender 7973, ethnicity 7961, not cyberbullying 7945 dan other cyberbullying 7823. Bergantung pada data yang diuji dan bagaimana data tersebut dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian, akurasi akan bervariasi. Confusion Matrix digunakan dalam pengujian, dan hasil kategorisasi menunjukkan akurasi 82,29%, presisi 82,04%, dan recall 81,95%. Dari beberapa pengujian algoritma referensi yang ada, akurasi klasifikasi yang dilakukan termasuk memiliki performa yang bagus.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. P. V. D. Saraswati, N. Yudistira, dan P. P. Adikara “Analisis Sentimen terhadap Perundungan Siber pada Twitter menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations from Transformer (BERT),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no 2, 909-916, Feb 2023.
- [2] E. A. A. Zahra, Y. Sibaroni, dan S. S. Prasetyowati, “Classification of Multi-Label of Hate Speech on Twitter Indonesia using LSTM and BiLSTM Method,” vol.4 no 2, 170-178. 2023.
- [3] D. Darwis, N. Siskawati, dan Z. Abidin, “PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK ANALISIS SENTIMEN REVIEW DATA TWITTER BMKG NASIONAL,” *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, hlm. 131, Feb 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [4] E. Subowo, F. A. Artanto, I. Putri, dan W. Umaedi, “BLTSM untuk analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi belanja online dengan cicilan,” *Jurnal Fasilkom*, vol 7, no. 2, Agu 2022.
- [5] A. Radjavani dan T. Bayu Sasongko, “Analisa Perbandingan Algoritma CNN dan LSTM untuk Klasifikasi Pesan Cyberbullying pada Twitter,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 4, Agu 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3287.
- [6] M. Ridwan dan A. Muzakir, “HATE SPEECH CLASSIFICATION MODEL ON TWITTER DATA USING CNN-LSTM,” *TEKNOMATIKA*, Vol.12, No.02, September 2022 P-ISSN : 2087-9571, E-ISSN : 2541-335X IJCCS, Vol
- [7] V. B. Lestari dan E, U, Hanafi, “Lestari and Utami - Combining Bi-LSTM And Word2vec Embedding For Senti.” Vol. 13, No. 1, Ed. 2024
- [8] J. A. Pakpahan, Y. C. Panjaitan, J. Amalia, dan M. B. Pakpahan, “Model Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan Bidirectional LSTM dan Word2vec sebagai Vektorisasi,” *JATISI J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 4, hlm. 3319–3331, Des 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i4.1332.
- [9] A. Muzakir dan U. Suriani, “Model Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM),” vol. 4, no. 2, 2023.
- [10] R. Z. Insani, C. Setianingsih, dan T. W. Purboyo, “Analisis Sentimen Komentar Berdasarkan Geo Tagged Menggunakan Algoritma Bilstm,” Vol.10, No.1 Februari 2023 |
- [11] S. Mutmainah, D. H. Fudholi, dan S. Hidayat, “Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada Google Play Menggunakan BiLSTM dan LDA,” vol. 7, 2023.
- [12] A. P. Hesaputra dan D. H. Fudholi, “Klasifikasi Pelanggaran Undang-Undang ITE pada Twitter Menggunakan LSTM dan BiLSTM”.
- [13] M. R. F. Kamarula dan N. Rochmawati, “Perbandingan CNN dan Bi-LSTM pada Analisis Sentimen dan Emosi Masyarakat Indonesia Di Media Sosial Twitter Selama Pandemi Covid-19 yang Menggunakan Metode Word2vec,” *J. Inform. Comput. Sci. JINACS*, hlm. 219–228, Nov 2022, doi: 10.26740/jinacs.v4n02.p219-228.
- [14] “Analisis Sentimen Opini Publik Menggunakan Metode BiLSTM Pada Media Sosial Twitter,” *semiotika*, Vol.2, No. 1, (2023)
- [15] R. W. Pratiwi, Y. Sari, dan Y. Suyanto, “Attention-Based BiLSTM for Negation Handling in Sentimen Analysis,” *IJCCS Indones. J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 14, no. 4, hlm. 397, Okt 2020, doi: 10.22146/ijccs.60733.