

# Analisis Sentimen *Cyberbullying* pada “Tiktok” Menggunakan Metode *Long Short Term Memory*

Nur Awalia. S. Z. Abidin<sup>\*1</sup>, Ayu Andira Adrianti Sofyan<sup>2</sup>, Erfan Hasmin<sup>3</sup>, Arham Arifin<sup>4</sup>  
<sup>1,2,3,4</sup>Jurusan Teknik Informatika, Universitas Dipa Makassar, Makassar  
e-mail: <sup>\*1</sup>awalabidin@gmail.com, <sup>2</sup>ayuandiraadr@gmail.com, <sup>3</sup>erfan.hasmin@undipa.ac.id,  
<sup>4</sup>arhamarifin@undipa.ac.id

## Abstrak

Penggunaan media sosial saat ini berkembang dengan sangat pesat, salah satunya ialah media sosial Tiktok. Seiring dengan perkembangan tersebut semakin banyak pula kasus *cyberbullying* yang terjadi dan memakan banyak korban. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap *cyberbullying* pada Tiktok dengan menggunakan metode *Long Short Term Memory*. Data akan dilatih agar model dapat memiliki kinerja yang optimal serta dapat melakukan prediksi sentimen. Adapun data yang diolah pada penelitian ini merupakan dataset *cyberbullying* pada Tiktok selama bulan Desember 2022 hingga Januari 2023, yang terdiri dari empat lokasi yang berbeda yakni Banten, Jakarta, Makassar, dan Lombok. Data tersebut divalidasi dengan *confusion matrix*. Berdasarkan hasil penelitian ini, diperoleh bahwa pada data *cyberbullying* Banten Desember 2022 tingkat akurasi model sebesar 80%, lalu pada data *cyberbullying* Jakarta Desember 2022 tingkat akurasi model sebesar 87%, pada data *cyberbullying* Makassar Januari 2023 diperoleh tingkat akurasi sebesar 87%, dan pada data *cyberbullying* Lombok Januari 2023 tingkat akurasi model sebesar 88%.

**Kata kunci**—Analisis Sentimen, *Cyberbullying*, *Long Short Term Memory*, Tiktok

## Abstract

The use of social media is currently growing very rapidly, for example is Tiktok. Along with these developments, more and more *cyberbullying* cases have occurred and claimed many victims. This research aims to analyze sentiment towards *cyberbullying* on Tiktok using the *Long Short Term Memory* method. The data will be trained so that the model can have optimal performance and can predict sentiment. The data processed in this study is a *cyberbullying* dataset on Tiktok during December 2022 to January 2023, which consists of four different locations which is Banten, Jakarta, Makassar and Lombok. The data is validated with a *confusion matrix*. Based on the results of this research, it was found that based *cyberbullying* data in Banten December 2022 the model accuracy rate was 80%, then *cyberbullying* data in Jakarta December 2022 the model accuracy rate was 87%, based *cyberbullying* data in Makassar January 2023 the model accuracy rate was 87% and based data *cyberbullying* in Lombok January 2023 model accuracy rate was 88%.

**Keywords**—*Cyberbullying*, *Long Short Term Memory*, Sentiment analysis, Tiktok

## 1. PENDAHULUAN

Penggunaan media sosial saat ini berkembang dengan sangat pesat. Orang – orang dapat dengan mudah berinteraksi dimanapun dan kapanpun. Salah satu media sosial yang tengah naik daun belakangan ini yaitu Tiktok. Jejaring sosial yang berasal dari Tiongkok tersebut telah

digunakan oleh banyak orang sebagai wadah untuk mengekspresikan diri hingga menuangkan kreativitas. Sama halnya dengan jejaring sosial lainnya, pada Tiktok tiap individu juga dapat menyampaikan opini, ide, kritikan bahkan meluapkan emosi atau dengan kata lain melakukan *bullying*. Tindakan *bullying* secara online ini dikenal juga sebagai *cyberbullying*.

*Cyberbullying* ialah aksi penindasan di dunia maya yang dilakukan oleh suatu pihak kepada pihak lainnya dengan cara berkata kasar, menghina, mempermalukan maupun mengejek korban. Korban *cyberbullying* cenderung mendapatkan tekanan dan merasa stress hingga dapat mempengaruhi kesehatan mental. Banyak korban *cyberbullying* yang memilih untuk mengakhiri hidupnya sebab tidak sanggup menghadapi tekanan tersebut. Terdapat hubungan yang relevan antara sikap dari pelaku dan korban *cyberbullying*, yaitu semakin reaktif sikap pelaku maka semakin reaktif juga sikap korban *cyberbullying*. Hal tersebut menunjukkan begitu kuatnya dampak *cyberbullying* dalam kehidupan [1].

Karena maraknya dan betapa berbahayanya kasus *cyberbullying* sehingga diperlukan suatu cara untuk mengelompokkan komentar *cyberbullying* tersebut. Analisis sentimen dapat digunakan sebagai suatu teknik untuk mengelompokkan *cyberbullying*. Analisis sentimen ialah suatu proses untuk menganalisis impresi atau kesan seseorang terhadap masalah, kejadian, maupun layanan dari suatu objek. Terdapat berbagai metode untuk menganalisis sentimen, diantaranya ialah *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)* dan *Long Short Term Memory (LSTM)*. Terdapat penelitian yang membandingkan antara metode *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* untuk menganalisis sentimen salah satu universitas di Malang pada twitter [2]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* mempunyai kinerja yang lebih apik dari SVM dengan nilai akurasi 73,65%. Namun pada penelitian yang membandingkan metode LSTM dan *Naïve Bayes* guna menganalisis sentimen kebijakan *new normal* menunjukkan bahwa kinerja LSTM lebih baik daripada *Naïve Bayes* dengan akurasi sebesar 83,33% [3]. Kemudian terdapat penelitian mengenai analisis sentimen guna mengevaluasi pengajaran dosen dengan metode LSTM, dari hasil penelitian tersebut didapatkan nilai akurasi dari metode LSTM sebesar 91,08%. Metode LSTM didesain untuk bisa menyimpan informasi dalam jangka waktu yang panjang, membaca, dan juga memperbarui informasi terdahulu [4]. Oleh sebab itu, penelitian ini berfokus menggunakan metode LSTM untuk analisis sentimen *cyberbullying* pada Tiktok.

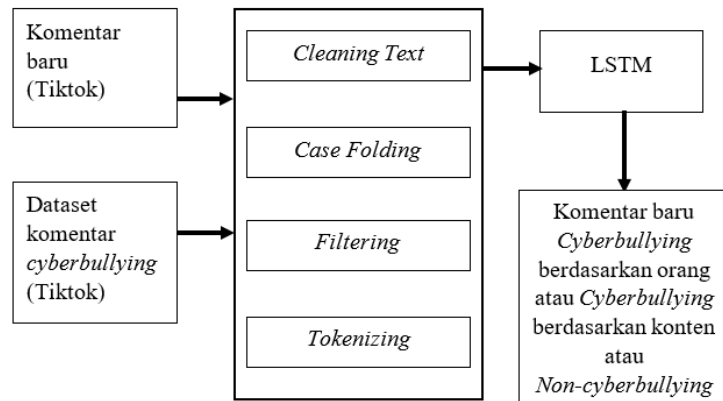
Berdasarkan uraian yang telah disebutkan, diharapkan dengan menggunakan metode LSTM dapat mengklasifikasikan sentimen pada media sosial Tiktok dengan optimal, yakni dengan menentukan apakah suatu komentar dari netizen itu tergolong tindakan *cyberbullying* atau tidak termasuk *cyberbullying* terhadap suatu konten Tiktok.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian pada penelitian ini menggunakan metode *Long Short Term Memory (LSTM)* diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada 1997 [5]. LSTM ialah pengembangan dari metode *Recurrent Neural Network (RNN)*, LSTM dibuat guna mengatasi permasalahan yang terdapat di RNN yakni tidak memiliki mampu untuk menyimpan informasi saat proses *learning* dikarenakan banyak data informasi yang harus disimpan. LSTM mempunyai tingkat ketepatan yang lebih tinggi dari metode konvensional lainnya [6].

LSTM dibuat untuk dapat menyimpan informasi dalam jangka panjang, memperbaharui informasi sebelumnya serta menangani masalah *vanishing gradient*. Secara umum metode LSTM terdiri atas *forget gate*, *input gate*, *output gate* dan *cell* [7].

## 2.1 Arsitektur



Gambar 1 Arsitektur

Pada gambar 1 menunjukkan gambaran arsitektur umum yang digunakan dalam penelitian ini. Dataset yang telah dikumpulkan sebelumnya akan melalui praproses data, yang terdiri dari *cleaning text*, *case folding*, *filtering* dan *tokenizing*. Kemudian model LSTM akan menjadikan dataset sebagai pembelajaran. Sama halnya dengan dataset, komentar baru yang akan diprediksi juga akan melalui praproses terlebih dahulu selanjutnya model LSTM akan menentukan komentar baru tersebut tergolong *cyberbullying* berdasarkan konten atau *cyberbullying* berdasarkan orang ataupun *non-cyberbullying*.

## 2.2 Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan metode pengujian yang penulis gunakan untuk menguji kinerja dari *Long Short Term Memory* dalam menganalisis sentimen tentang *cyberbullying* pada Tiktok, hal tersebut diperlukan untuk mencari tingkat akurasi, presisi, *recall* serta *f1-score* dalam sistem yang telah dibuat.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Praproses Data

#### 3.1.1 Cleaning Text

*Cleaning text* merupakan proses untuk membersihkan komentar dari karakter atau tanda baca yang tidak diperlukan misalnya saja karakter titik(.), koma(,), tanda tanya(?), tanda seru(!) dan sebagainya. Selain itu, *cleaning text* diperlukan untuk menghapus *mention*, hashtag, maupun *link* yang terdapat pada komentar. Pada tahapan ini angka dari 0 sampai 9 juga akan dihilangkan karena dinilai tidak penting dan tidak memiliki dampak yang signifikan dalam proses *training*.

#### 3.1.2 Case Folding

*Case folding* merupakan proses untuk menyeragamkan atau menyamaratakan komentar, diantaranya dengan mengubah huruf teks menjadi huruf kecil semua dengan menggunakan fungsi *lower()* pada python. Tujuan *case folding* ialah untuk memudahkan proses penelitian.

#### 3.1.3 Filtering

*Filtering* merupakan proses untuk menghilangkan kata yang dianggap tidak memberikan pengaruh dalam menentukan kategori dalam komentar atau dengan kata lain menghapus *stopwords* dalam suatu komentar. Kata yang dihilangkan misalnya kata “dan”, “juga”, “di” dan sebagainya.

### 3.1.4 Tokenizing

*Tokenizing* merupakan tahapan pemotongan kalimat menjadi kata. Proses *tokenizing* menggunakan *library* NLTK (*Natural Language Toolkit*). *Library* NLTK adalah *library python* yang dapat memudahkan untuk memproses teks sebelum diolah. Proses *tokenizing* dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi *word\_tokenize()* yang tersedia pada *library* NLTK.

### 3.1.5 Padding

Setelah proses *tokenizing* untuk mengonversi komentar ke dalam token, maka digunakan fungsi *text\_to\_sequence()*. Kemudian karena kalimat pada komentar tidak memiliki panjang yang setara satu sama lain sehingga mengakibatkan penginputan data menjadi sukar, maka dibutuhkan *padding* untuk dapat menyamakan panjang kalimat. Proses *padding* dilakukan dengan memanggil fungsi *pad\_sequence()* yang akan mengisi token kosong (angka 0) secara otomatis di awal kata pada kalimat yang pendek agar memiliki panjang data yang sama.

## 3.2 Pembuatan Model

Setelah melewati praproses data yang mana data telah bersih dan siap digunakan maka selanjutnya adalah membagi dataset menjadi data *training*, data *testing*, dan data validasi dengan menggunakan *train\_test\_split*.

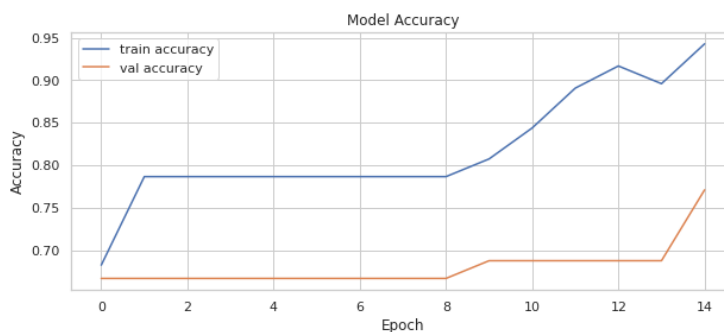
Selanjutnya ialah pembuatan model, dalam penelitian ini menggunakan metode LSTM. Langkah pertama dengan membuat *embedding layer* yang bertindak sebagai *input layer*. *Embedding layer* diperlukan untuk memahami arti dari tiap kata serta mengelompokkan kata yang memiliki arti yang serupa sehingga kata tersebut berdekatan. Kata yang serupa akan dipetakan ke dalam vektor dan memiliki nilai vektor yang serupa pula. Selanjutnya ialah membuat *layer* LSTM, yang mana jumlah unit LSTM pada penelitian ini adalah 300. Lalu seluruh jaringan disambungkan pada tiap neuron dengan *Dense* yang berjumlah 3, sesuai dengan jumlah kategori pada penelitian yang penulis lakukan. Kemudian model dikonfigurasi dengan menggunakan optimasi *adam* dan *loss* menggunakan *categorical cross entropy* untuk pengelompokan *multi-class*.

### 3.2.1 Model data cyberbullying pada kota Banten bulan Desember 2022

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 30, 200)	200000
lstm (LSTM)	(None, 300)	601200
dense (Dense)	(None, 3)	903
=====		
Total params: 802,103		
Trainable params: 802,103		
Non-trainable params: 0		

Gambar 2 Informasi Ringkasan Model Data *Cyberbullying* Banten Desember 2022

Pada gambar 2 menampilkan ringkasan informasi model data *cyberbullying* pada Tiktok di kota Banten bulan Desember 2022. *Embedding layer* memiliki total 200 sebagai dimensi *embedding*, sedangkan 30 merupakan panjang kata maksimal dari komentar pada data yang digunakan. Kemudian untuk LSTM menggunakan sebanyak 300 unit dan *Dense* memiliki total 3 kategori yang digunakan.



Gambar 3 Grafik Akurasi hasil *training* data *cyberbullying* Banten bulan Desember 2022

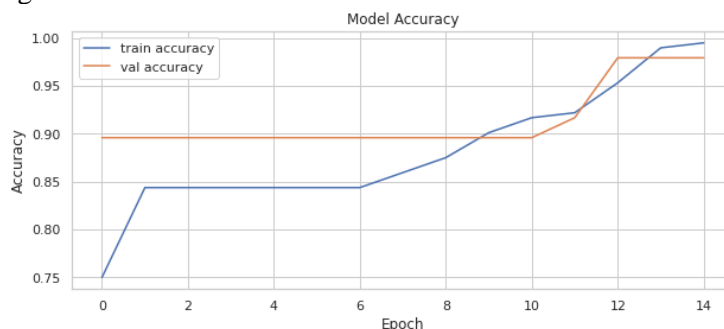
Berdasarkan penelitian ini dari gambar 3 untuk grafik akurasi hasil *training* dari data *cyberbullying* pada kota Banten pada bulan Desember 2022 menghasilkan nilai akurasi data *training* sebesar 0.9427 sedangkan untuk akurasi data validasi menghasilkan nilai sebesar 0.7708.

3.2.2 Model data *cyberbullying* pada kota Jakarta bulan Desember 2022

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 16, 200)	200000
lstm (LSTM)	(None, 300)	601200
dense (Dense)	(None, 2)	602
=====		
Total params: 801,802		
Trainable params: 801,802		
Non-trainable params: 0		

Gambar 4 Informasi Ringkasan Model data *cyberbullying* Jakarta bulan Desember 2022

Pada gambar 4 menampilkan ringkasan informasi model data *cyberbullying* pada Tiktok di kota Jakarta pada bulan Desember 2022. *Embedding layer* memiliki total 200 sebagai dimensi *embedding*, sedangkan 16 merupakan panjang kata maksimal dari komentar pada data yang digunakan. Kemudian untuk LSTM menggunakan sebanyak 300 unit dan *Dense* memiliki total 2 kategori yang digunakan.



Gambar 5 Grafik Akurasi hasil *training* data *cyberbullying* Jakarta bulan Desember 2022

Berdasarkan penelitian ini dari gambar 5 untuk grafik akurasi hasil *training* dari data *cyberbullying* pada kota Jakarta pada bulan Jakarta 2022 menghasilkan nilai akurasi data

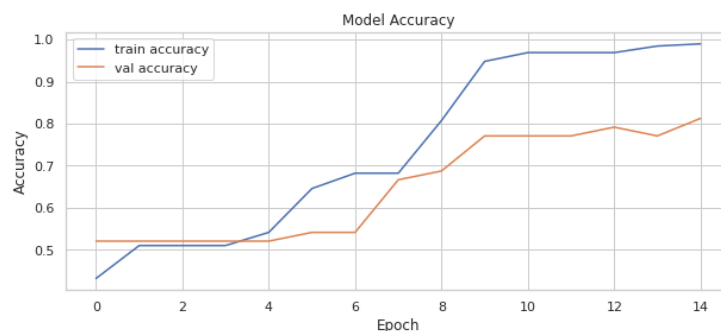
*training* sebesar 0.9948 sedangkan untuk akurasi data validasi menghasilkan nilai sebesar 0.9792.

### 3.2.3 Model data cyberbullying pada kota Makassar bulan Januari 2023

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 30, 200)	200000
lstm (LSTM)	(None, 300)	601200
dense (Dense)	(None, 3)	903
=====		
Total params: 802,103		
Trainable params: 802,103		
Non-trainable params: 0		

Gambar 6 Informasi Ringkasan Model data *cyberbullying* Makassar bulan Januari 2023

Pada gambar 6 menampilkan ringkasan informasi model data *cyberbullying* Tiktok di Makassar bulan Januari 2023. *Embedding layer* memiliki total 200 sebagai dimensi *embedding*, sedangkan 30 merupakan panjang kata maksimal dari komentar pada data yang digunakan. Kemudian untuk LSTM menggunakan sebanyak 300 unit dan *Dense* memiliki total 3 kategori yang digunakan.



Gambar 7 Grafik Akurasi hasil *training* data *cyberbullying* Makassar bulan Januari 2023

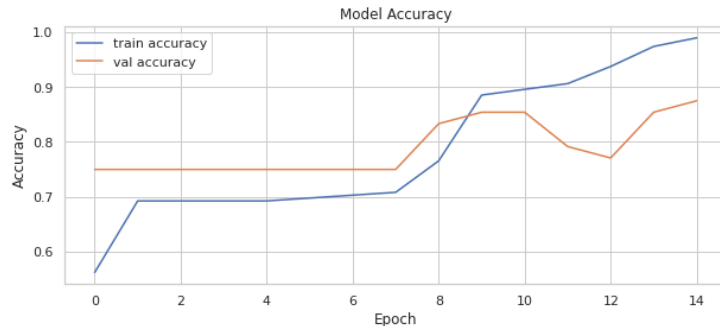
Berdasarkan penelitian ini dari gambar 7 untuk grafik akurasi hasil *training* dari data *cyberbullying* pada Makassar bulan Januari 2023 menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.9896 sedangkan untuk akurasi data validasi menghasilkan nilai sebesar 0.8125.

### 3.2.4 Model data cyberbullying pada kota Lombok bulan Januari 2023

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 24, 200)	200000
lstm (LSTM)	(None, 300)	601200
dense (Dense)	(None, 3)	903
=====		
Total params: 802,103		
Trainable params: 802,103		
Non-trainable params: 0		

Gambar 8 Informasi Ringkasan Model data *cyberbullying* Lombok bulan Januari 2023

Pada gambar 8 menampilkan ringkasan informasi model data *cyberbullying* Tiktok di Lombok bulan Januari 2023. *Embedding layer* memiliki total 200 sebagai dimensi *embedding*, sedangkan 24 merupakan panjang kata maksimal dari komentar berdasarkan *cyberbullying* di Lombok bulan Januari 2023. Kemudian untuk LSTM menggunakan sebanyak 300 unit dan *Dense* memiliki total 3 kategori yang digunakan.

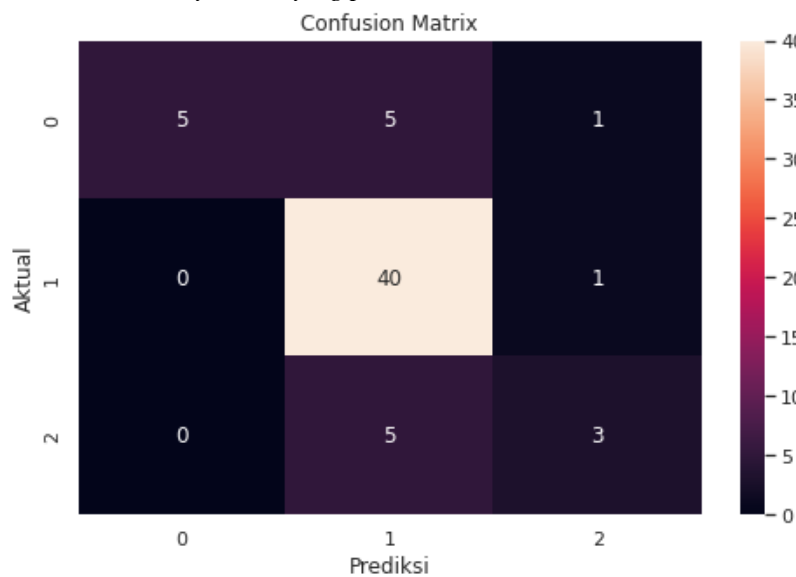


Gambar 9 Grafik Akurasi hasil *training* data *cyberbullying* Lombok bulan Januari 2023

Berdasarkan penelitian ini dari gambar 9 untuk grafik akurasi hasil *training* dari data *cyberbullying* Lombok bulan Januari 2023 menghasilkan nilai akurasi *training* sebesar 0.9896 sedangkan untuk akurasi data validasi menghasilkan nilai sebesar 0.8750.

### 3.3 Pengujian Model

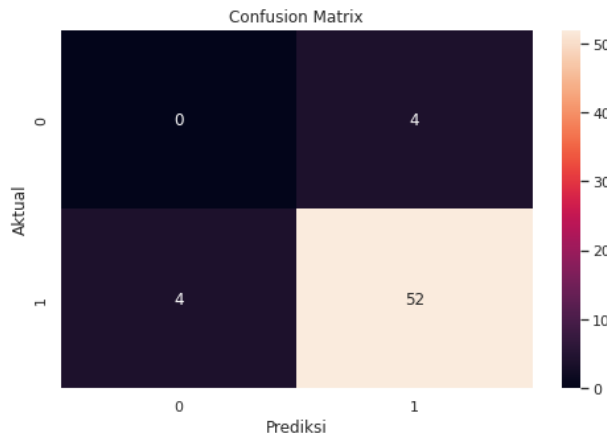
#### 3.3.1 Confusion Matrix data *cyberbullying* pada kota Banten bulan Desember 2022



Gambar 10 *Confusion Matrix* data *cyberbullying* pada kota Banten bulan Desember 2022

Gambar 10 menampilkan visualisasi dari *confusion matrix* terhadap data *cyberbullying* di kota Banten pada bulan Desember 2022. Pada gambar 4.18 diketahui bahwa jumlah data *cyberbullying* berdasarkan konten yang diprediksi dengan benar sebanyak 5 data dan 6 data yang salah diprediksi (5 data diprediksi sebagai *cyberbullying* berdasarkan orang dan 1 data diprediksi *non-cyberbullying*). Lalu pada baris kedua, jumlah data *cyberbullying* berdasarkan orang yang diprediksi dengan benar sebanyak 40 dan jumlah data yang salah diprediksi sebanyak 1 data. Begitu pula untuk *non-cyberbullying*, dimana sebanyak 3 data berhasil diprediksi dengan benar dan 5 data yang salah diprediksi. Berdasarkan *confusion matrix* didapatkan akurasi sebesar 0,8, presisi sebesar 1, *recall* sebesar 0,45, dan *f1-score* sebesar 0,62.

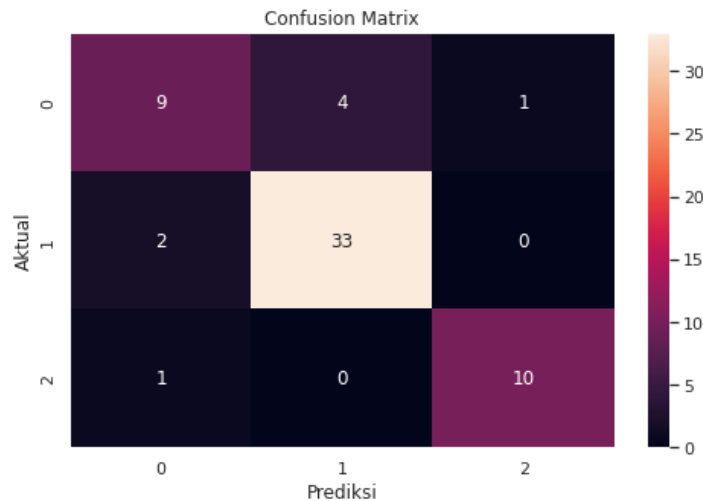
### 3.2.2 Confusion Matrix data cyberbullying pada kota Jakarta bulan Desember 2022



Gambar 11 Confusion Matrix data cyberbullying pada kota Jakarta bulan Desember 2022

Gambar 11 menampilkan visualisasi dari *confusion matrix* terhadap data *cyberbullying* di kota Jakarta pada bulan Desember 2022. Pada gambar 4.19 diketahui bahwa jumlah data *cyberbullying* berdasarkan konten yang diprediksi dengan benar sebanyak 0 data dan 4 data yang salah diprediksi (4 data diprediksi sebagai *cyberbullying* berdasarkan orang). Lalu pada baris kedua, jumlah data *cyberbullying* berdasarkan orang yang diprediksi dengan benar sebanyak 52 dan jumlah data yang salah diprediksi sebanyak 4 data. Berdasarkan *confusion matrix* didapatkan akurasi sebesar 0,87, presisi sebesar 0,93, *recall* sebesar 0,93, dan *f1-score* sebesar 0,93.

### 3.2.3 Confusion Matrix data cyberbullying pada kota Makassar bulan Januari 2023



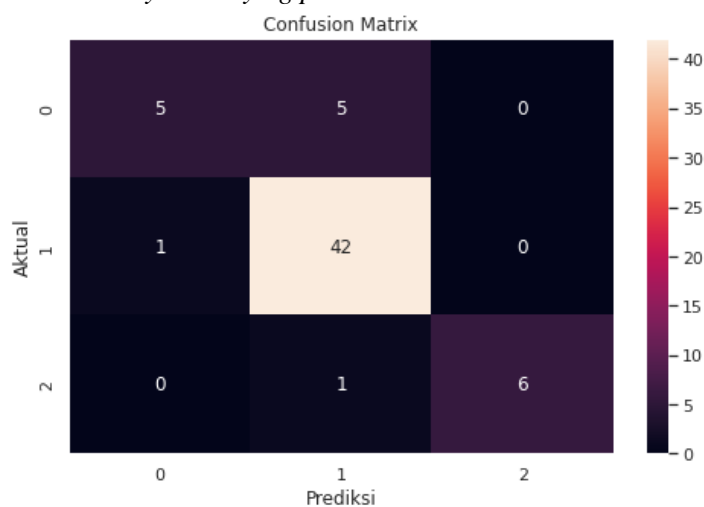
Gambar 12 Confusion Matrix data cyberbullying pada kota Makassar bulan Januari 2023

Gambar 12 menampilkan visualisasi dari *confusion matrix* terhadap data *cyberbullying* kota Makassar bulan Januari 2023. Pada gambar 4.20 diketahui bahwa jumlah data *cyberbullying* berdasarkan konten yang diprediksi dengan benar sebanyak 9 data dan 5 data salah prediksi (4 data diprediksi sebagai *cyberbullying* berdasarkan orang dan 1 data diprediksi *non-cyberbullying*). Lalu pada baris kedua, jumlah data *cyberbullying* berdasarkan orang yang diprediksi dengan benar sebanyak 33 dan jumlah data yang salah prediksi sebanyak 2 data. Begitu pula untuk *non-cyberbullying*, dimana sebanyak 10 data berhasil diprediksi dengan benar



dan 1 data salah prediksi. Berdasarkan *confusion matrix* didapatkan akurasi sebesar 0,87, presisi sebesar 0,75, *recall* sebesar 0,64, dan *f1-score* sebesar 0,69.

### 3.2.4 *Confusion Matrix* data *cyberbullying* pada kota Lombok bulan Januari 2023



Gambar 13 *Confusion Matrix* data *cyberbullying* pada kota Lombok bulan Januari 2023

Gambar 13 menampilkan visualisasi dari *confusion matrix* terhadap data *cyberbullying* Lombok bulan Januari 2023. Pada gambar 4.21 diketahui bahwa jumlah data *cyberbullying* berdasarkan konten yang diprediksi dengan benar sebanyak 5 data dan terdapat 5 data salah prediksi dalam hal ini data tersebut diprediksi sebagai *cyberbullying* berdasarkan orang. Lalu jumlah data *cyberbullying* berdasarkan orang yang diprediksi dengan benar sebanyak 42, terdapat 1 data diprediksi sebagai *cyberbullying* berdasarkan konten. Pada baris terakhir, untuk *non-cyberbullying* sebanyak 6 data berhasil diprediksi dengan benar dan 1 data salah prediksi. Berdasarkan *confusion matrix* didapatkan akurasi sebesar 0,88, presisi sebesar 0,83, *recall* sebesar 0,50, dan *f1-score* sebesar 0,62.

## 4. KESIMPULAN

1. Pada dataset *cyberbullying* Tiktok di kota Banten pada bulan Desember 2022 menghasilkan tingkat akurasi data *training* sebesar 0.9427 dan tingkat validasi data *training* sebesar 0.7708. Kemudian untuk pengujian menggunakan *confusion matrix* menghasilkan akurasi sebesar 0,8, presisi sebesar 1, *recall* sebesar 0,45 serta *f1-Score* sebesar 0,62.
2. Pada dataset *cyberbullying* Tiktok di kota Jakarta pada bulan Desember 2022 menghasilkan tingkat akurasi data *training* sebesar 0.9948 dan tingkat validasi data *training* sebesar 0.9792. Kemudian untuk pengujian menggunakan *confusion matrix* menghasilkan akurasi sebesar 0,87, presisi sebesar 0,93, *recall* sebesar 0,93 serta *f1-Score* sebesar 0,93.
3. Pada dataset *cyberbullying* Tiktok di kota Makassar pada bulan Januari 2023 menghasilkan tingkat akurasi data *training* sebesar 0.9896 dan tingkat validasi data *training* sebesar 0.8125. Kemudian untuk pengujian menggunakan *confusion matrix* menghasilkan akurasi sebesar 0,87, presisi sebesar 0,75, *recall* sebesar 0,64 serta *f1-Score* sebesar 0,69.
4. Pada dataset *cyberbullying* Tiktok di kota Lombok pada bulan Januari 2023 menghasilkan tingkat akurasi data *training* sebesar 0.9896 dan tingkat validasi data *training* sebesar 0.8750. Kemudian untuk pengujian menggunakan *confusion matrix* menghasilkan akurasi sebesar 0,88, presisi sebesar 0,83, *recall* sebesar 0,50 serta *f1-Score* sebesar 0,62.

## 5. SARAN

1. Untuk penelitian yang akan datang, dapat menggunakan metode lain dalam melakukan analisis sentimen, misalnya metode GRU atau Bi-LSTM.
2. Menambah jumlah dataset agar model yang dibangun juga menghasilkan kinerja yang lebih baik.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Dipa Makassar yang telah mendukung penelitian ini hingga dapat diselesaikan dengan baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. Khaira, R. Johanda, P. Eko, P. Utomo, and T. Suratno, "Sentiment Analysis Of Cyberbullying On Twitter Using SentiStrength," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 3, no. 1, pp. 21–27, May 2020, doi: 10.24014/IJAIDM.V3I1.9145.
- [2] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, Y. Azhar, and U. M. Malang, "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter," *SMATIKA JURNAL*, vol. 10, no. 02, pp. 71–76, Dec. 2020, doi: 10.32664/SMATIKA.V10I02.455.
- [3] A. Rahman *et al.*, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 299–303, Aug. 2022, doi: 10.26418/JP.V8I2.54704.
- [4] M. A. Amrustian, W. Widayat, and A. M. Wirawan, "Analisis Sentimen Evaluasi Terhadap Pengajaran Dosen di Perguruan Tinggi Menggunakan Metode LSTM," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 6, no. 1, pp. 535–541, Jan. 2022, doi: 10.30865/MIB.V6I1.3527.
- [5] Y. yuli Astari, A. Afiyati, and S. W. Rozaqi, "Analisis Sentimen Multi-Class Pada Sosial Media Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Linguistik Komputasional*, vol. 4, no. 1, pp. 8–12, Apr. 2021, doi: 10.26418/JLK.V4I1.43.
- [6] M. Z. Rahman, Y. A. Sari, and N. Yudistira, "Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," 2021. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [7] C. Meliana, R. Wasono, and M. al Haris, "Perbandingan Metode Long Short Term Memory (LSTM) DAN Genetic Algorithm-Long Short Term Memory (GA-LSTM) Pada Peramalan Polutan Udara," 2021.