

# Analisis Berbasis Emosional pada Depresi di Media Sosial Menggunakan Pendekatan *Convolutional Neural Network*

1<sup>st</sup> Syarifatul Aisyiyah  
Fakultas Informatika  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

syarifatulaisyiyah@student.telkomuniversity.ac.id

2<sup>nd</sup> Warih Maharani  
Fakultas Informatika  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

wmaharani@telkomuniversity.ac.id

## Abstrak

Depresi merupakan gangguan jiwa pada seseorang. Diperkirakan sekitar 300 juta orang menderita depresi di seluruh dunia. Dikarenakan tidak adanya penanganan medis pada tahap awal. Dengan menggunakan media sosial seperti twitter menjadi tempat untuk mengemukakan perasaan atau kondisi emosional yang dialami melalui postingan. Dari postingan atau data tweet tersebut maka dapat ditemukan petunjuk bahwa pengguna mengalami depresi atau tidak. Pada penelitian ini digunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk membuat suatu model untuk mengklasifikasi teks yang mampu melakukan prediksi untuk mendeteksi suatu postingan pada twitter memiliki bentuk emosional yang dapat diprediksi apakah seseorang tersebut menandakan terjadinya depresi atau tidak. Data yang dikumpulkan bersumber dari hasil pengisian kuesioner oleh responden, dan data tweet didapatkan dari akun pengguna twitter yang sudah disetujui. Pengembangan sistem ini sudah dilakukan hingga tahap pengujian, model yang dihasilkan untuk memprediksi emosional mendapatkan akurasi sebesar 82% dan untuk memprediksi depresi mendapatkan akurasi 91% yang diuji dengan 4892 tweet dari 161 user dan digambarkan dengan confusion matrix sebagai alat ukur performansi.

**Kata kunci:** Depresi, Emosional, Postingan, Convolutional Neural Network (CNN)

## Abstract

Depression is a mental disorder in a person. It is estimated that around 300 million people suffer from depression worldwide. Due to the absence of medical treatment in the early stages. By using social media such as Twitter, it becomes a place to express feelings or emotional conditions experienced through posts. From these posts or tweet data, clues can be found that the user is depressed or not. In this study, the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm is used to create a model for classifying text that can make

predictions to detect a post on Twitter has an emotional form that can be predicted whether a person indicates depression or not. The data collected is sourced from the results of filling out questionnaires by respondents, and tweet data is obtained from Twitter user accounts that have been approved. The development of this system has been carried out until the testing stage, the resulting model for predicting emotions has an accuracy of 82% and for predicting depression it has an accuracy of 91% which was tested with 4892 tweets from 161 users and described by a confusion matrix as a performance measurement tool.

**Keywords:** Depression, Emotional, Post, Convolutional Neural Network (CNN)

## I. PENDAHULUAN

Depresi merupakan gangguan jiwa pada seseorang yang diwujudkan sebagai kesedihan yang terus-menerus, kesulitan dalam berkonsentrasi atau sulit untuk fokus terhadap sesuatu, mengalami penurunan minat dalam aktivitas kehidupan sehari-hari, memiliki daya ingat yang buruk dan kekurangan energi [1]. Kesehatan mental merupakan salah satu penyakit. Kesehatan mental memiliki beberapa jenis, depresi merupakan salah satu dari jenis gangguan kesehatan mental. Depresi dapat mempengaruhi perasaan seseorang sehingga dapat menimbulkan emosional dan dapat juga melukai fisik. Pada penelitian yang dilakukan oleh Firjatullah dan Irfan menyatakan bahwa *World Health Organization* (WHO) memperkirakan setiap 40 detik terjadi kasus bunuh diri di seluruh dunia yang disebabkan oleh depresi [2]. Diperkirakan berkisar 300 juta orang menderita depresi di seluruh dunia. Pada *Asian Journal of Psychiatry* warga Indonesia menderita depresi sebanyak 21.8% yang kebanyakan adalah remaja [3]. Menurut Prasadith Kirinde dan Diana Inkpen karena perkembangan yang cepat dari pengguna media sosial (statistik,2017), dan terdapat banyak informasi yang dapat dieksplorasi tentang pengguna untuk mendeteksi tanda-tanda penyakit mental dan ide bunuh diri yang sulit diperoleh dengan menggunakan kuesioner terstruktur [4].

Media sosial memiliki beberapa jenis, seperti Facebook, Twitter, Instagram, Youtube dan lainnya. Media sosial tersebut tidak hanya digunakan untuk membagikan konten multimedia, mencari jaringan dan pembelajaran tetapi juga dapat sebagai tempat untuk penggunanya mengemukakan emosi dan perasaan tentang masalah yang mereka alami. Salah satu media sosial yang paling banyak digunakan di Indonesia adalah Twitter, menurut data PT Bakrie Telecom, Indonesia mempunyai 19,5 juta pengguna dari total 500 juta pengguna global [5]. Dari postingan pengguna dalam membagikan tulisan di Twitter dapat memberikan petunjuk bahwa pengguna mengalami depresi atau tidak melalui pengungkapan bahasa yang digunakan dan ketidakstabilan emosi. Dengan tidak adanya penanganan dan ketidakstabilan emosi yang begitu tinggi maka dapat menimbulkan gangguan depresi. Jika seseorang mengalami depresi dapat memberikan perubahan dalam emosi dan perilakunya. Salah satu pelepasan emosi yaitu dengan cara menangis, tetapi jika seseorang yang mempunyai gangguan depresi yang berat maka dapat meluapkan emosinya dengan melakukan reaksi yang dapat merugikan. Dari bentuk emosional dapat diprediksi apakah seseorang tersebut sedang mengalami depresi atau tidak. Maka dari itu emosional adalah salah satu bentuk untuk meluapkan saat seseorang mengalami depresi.

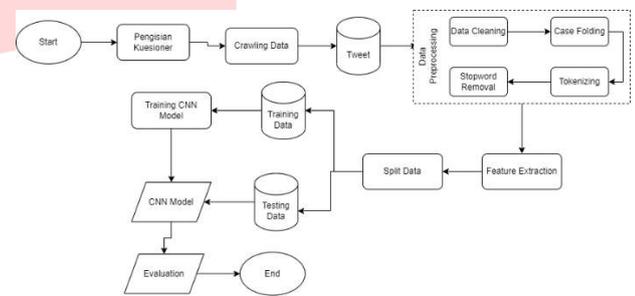
Dalam penelitian yang dilakukan oleh Bridianne O'Dea dll menyatakan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) belum stabil dan analisis yang digunakan untuk mengekstrak model belum sempurna, terutama didasarkan pada kata-kata tunggal [6]. Sedangkan menurut Moin Nadeem dll melakukan penelitian dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes, Regressive approach, SVM dan Decision tree. Dari keempat metode tersebut Decision tree terdapat di urutan terakhir untuk perhitungan klasifikasi. Urutan pertama Naïve Bayes, selanjutnya Regressive approach dan SVM [7]. Hasil analisis sentimen data tweet menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) lebih baik dibandingkan dengan metode SVM untuk keseluruhan kelas [8]. Ananth dll melakukan penelitian dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor, Decision Tree, Naïve Bayes, Random Forest, CNN dan LSTM (Long Short Term Memory). Hasil yang didapatkan metode CNN dan LSTM memiliki hasil akurasi yang lebih baik dibandingkan metode K-Nearest Neighbor, Decision Tree, Naïve Bayes, dan Random Forest [9]. Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu didapatkan bahwa metode CNN cukup baik dalam melakukan klasifikasi teks dan kalimat [10].

Algoritma yang digunakan yaitu algoritma CNN. Algoritma CNN dipandang lebih kuat dalam ekstraksi fitur dan sesuai untuk analisis opini artikel panjang (Rhanoui et al., 2019) [11]. Metode CNN menyatakan bahwa hasil yang didapatkan baik saat digunakan pada objek teks, dibuktikan pada penelitian [12][13]. CNN dapat menangani permasalahan yang rumit dengan

lebih baik karena mempunyai struktur *hidden layer* lebih banyak dibandingkan dengan *neural network* lainnya [14]. Pada penelitian ini dilakukan prediksi untuk mendeteksi suatu postingan pada Twitter memiliki bentuk emosional yang dapat diprediksi apakah seseorang tersebut menandakan terjadinya depresi atau tidak. Diharapkan penelitian ini dapat bermanfaat untuk mendeteksi seseorang yang mengalami gangguan gejala melalui postingan dari pengguna Twitter.

## II. METODE

Sistem yang akan dikembangkan ini dibuat berdasarkan sistem kerja yang digambarkan dalam visualisasi flowchart. Flowchart ini yang merepresentasikan alur sistem, mulai dari proses crawling data, preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi hingga evaluation. Proses atau langkah pada penelitian dapat dilihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Flow diagram sistem

### 2.1 Data Collection

Terdapat beberapa tahapan dalam proses data *collection*, diantaranya sebagai berikut:

- a. Dilakukan penyebaran kuesioner yang mengandung beberapa pertanyaan mengenai gejala depresi sesuai dengan *Depression Anxiety Stress Scale* (DASS) 42, kemudian responden mengisi pertanyaan tersebut untuk mengetahui apakah responden memiliki gejala depresi atau tidak dan mengetahui tingkat depresi. Hasil perhitungan DASS 42 diterapkan pada label depresi. DASS merupakan kuesioner yang diisi sendiri dengan 42 item atau gejala yang dirancang untuk mengukur besarnya tiga keadaan emosi negatif yaitu depresi, kecemasan dan stress [15]. Terdapat pedoman untuk melakukan penilaian dari DASS 42, pedoman tersebut dapat dilihat pada tabel 1 dan daftar pertanyaan untuk kuesioner sesuai dengan DASS 42 pada skala depresi dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 1. Penilaian DASS 42 [16]

Skala	Tingkat Keparahan				
	Normal	Ringan	Sedang	Berat	Sangat Berat
Depresi	0-9	10-13	14-20	21-27	28+

Tabel 2. Daftar Pertanyaan Kuesioner Skala Depresi

No.	Aspek Penilaian
1.	Tidak dapat melihat hal yang positif dari suatu kejadian
2.	Merasa sepertinya tidak kuat lagi untuk melakukan suatu kegiatan
3.	Pesimis
4.	Merasa sedih dan depresi
5.	Kehilangan minat pada banyak hal (misal: makan, ambulasi, sosialisasi)
6.	Merasa diri tidak layak
7.	Merasa hidup tidak berharga
8.	Tidak dapat menikmati hal-hal yang saya lakukan
9.	Merasa hilang harapan dan putus asa
10.	Sulit untuk antusias pada banyak hal
11.	Merasa tidak berharga
12.	Tidak ada harapan untuk masa depan
13.	Merasa hidup tidak berarti
14.	Sulit untuk meningkatkan inisiatif dalam melakukan sesuatu

- b. Kemudian dilakukan *crawling* kicauan twitter dari akun responden yang telah mengisi kuesioner sebelumnya
- c. Hasil dari *crawling* data digabungkan dalam suatu file csv yang terdiri dari nama akun twitter, kicauan, dan kelas emosional selaku label. Pemberian label emosi dilakukan berdasarkan penanda emoticon dan kata yang menggambarkan ekspresi yang berada di dalam tweet untuk menghindari pemberian label secara asal. Kelas emosi dalam suatu tweet bisa dideteksi dengan memakai emoticon, semacam :( mengekspresikan sadness serta :) mengekspresikan happy. Membuat daftar emoticon tersebut dilakukan secara manual. Tabel pemetaan emosi dengan keyword yang menggunakan emoticon dapat dilihat pada tabel 3:

Tabel 3. Pemetaan Emosi Keyword Emoticon

Kelas Emosional	Keyword Emoticon
Happy	😊, 😄
Sadness	😞, :(

Tabel pemetaan emosi dengan keyword yang menggunakan kata yang menggambarkan ekspresi dapat dilihat pada tabel 4:

Tabel 4. Pemetaan Emosi Keyword Kata

Kelas Emosional	Keyword Kata
Happy	Senang, bahagia, tertawa, senyum
Sadness	Sedih, nangis
Angry	Marah, kesal
Love	Cinta, kangen
Fear	Takut, cemas

Sedangkan label depresi dilakukan sesuai hasil perhitungan DASS 42. User yang memiliki tingkat keparahan normal menandakan bahwa tidak depresi atau normal dan tingkat keparahan ringan, sedang, berat, dan sangat berat menandakan depresi. Model struktur emosi leksikon bahasa Indonesia memiliki tingkat emosi [17]. Salah satu tingkat yaitu superordinate memiliki dua kategori emosi yaitu positif dan negatif. Terdapat lima jenis emosi pada tingkat basic, dimana kategori emosi positif memiliki dua jenis emosi: cinta dan senang sedangkan kategori emosi negatif memiliki tiga jenis emosi: marah, takut, dan sedih. Maka dari itu, pada label emosional dilakukan pembagian kelas emosi menjadi lima yaitu love, happy, angry, sadness, dan fear.

## 2.2 Data Preprocessing

Proses selanjutnya dilakukan *preprocessing* dari data yang sudah dikumpulkan pada proses data *collection*. Terdapat beberapa tahapan pada proses *preprocessing*, yaitu:

- a. *Data Cleaning*: Proses pembersihan kata yang tidak berguna untuk membuang sebagian karakter tertentu yang dianggap sebagai tanda baca, hashtag, mention untuk mengurangi noise
- b. *Case folding*: Proses case folding semua yang terdapat huruf kapital diubah menjadi bentuk standar atau huruf lowercase
- c. *Tokenizing*: Metode untuk melakukan pemisahan kata dalam suatu kalimat

dengan tujuan untuk proses analisis teks lebih lanjut

- d. *Stopword Removal*: Proses penghapusan stopword atau kata penghubung dari sebuah kalimat seperti selanjutnya, sebelumnya, yang, dan, atau, dan lainnya.

### 2.3 Feature Extraction

*Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode statistik yang digunakan buat mengevaluasi pentingnya suatu kata dari suatu dokumen ataupun dokumen dari suatu korpus [18]. TF-IDF terdiri dari dua komponen yaitu *term-frequency* (TF) dan *inverse document frequency* (IDF). *Term-frequency* merupakan matriks yang mewakili jumlah kemunculan kata tertentu dalam dokumen. Sedangkan *inverse document frequency* digunakan untuk menghitung seberapa penting kata tersebut di seluruh korpus. Pada proses ini kata dari data dilakukan perubahan ke representasi matriks atau vektor yang mewakili polaritas kata. Dari data training dan data test dilakukan perubahan kata menjadi suatu matriks atau vektor dengan menggunakan metode TF-IDF. Vektor yang dihasilkan ialah konteks dari kata tersebut yang mencermati kesempatan kata yang timbul di sekitarnya. Dengan dilakukannya perubahan kata menjadi vektor maka dapat mempermudah dalam melakukan proses selanjutnya.

### 2.4 Klasifikasi

CNN merupakan tipe jaringan saraf *feed-forward*, terutama terdiri dari *input layer*, *convolution layer*, *pooling layer*, serta *output layer*. CNN memperlihatkan kinerja yang canggih dalam pengenalan gambar dan tugas klasifikasi. Selain itu, CNN juga membuktikan efisiensi dalam klasifikasi teks dan kalimat [10]. Proses klasifikasi pada penelitian ini menerapkan metode CNN untuk klasifikasi data yang digunakan untuk prediksi. Hasil dari proses *feature extraction* yaitu berbentuk matriks yang berisi himpunan dari vektor-vektor kata. Selanjutnya masuk pada tahap CNN yang terdiri dari empat tahapan yaitu *input layer*, *convolutional layer*, *pooling layer* dan *output layer*. Lapisan CNN terdapat dua komponen yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi [19]. Langkah-langkah CNN terdiri dari: pengambilan pengambilan matriks kalimat *vector* sebagai *input*, merangkai *input* dengan beberapa *kernel* konvolusi melalui *convolutional layer*, dan memperoleh beberapa representasi fitur dari inputan. Fitur yang diekstraksi kemudian dikirim melalui *pooling layer* sebagai *input* dan sampel untuk mendapatkan fitur yang lebih abstrak. Selanjutnya melalui *fully connected layer*, fungsi klasifikasi yang tepat digunakan untuk

mengklasifikasikan hasil untuk menyelesaikan tugas [20]. *Feature learning* berguna untuk mendapatkan informasi yang akan diekstraksi. Kemudian nilai dari *feature learning* akan dilatih di *fully connected layer*.

### 2.5 Evaluasi

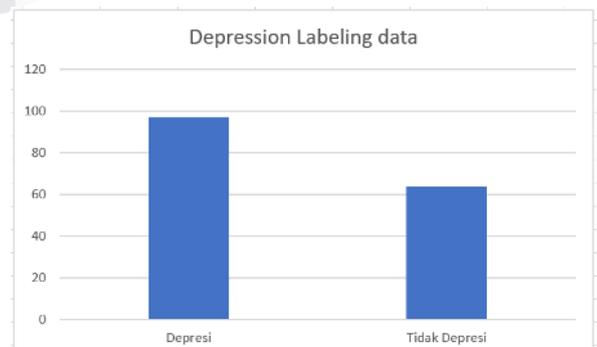
Hasil akhir dari pengukuran kinerja model merupakan suatu hal yang diperlukan. Pengukuran dari kinerja model dilakukan untuk mengukur seberapa baik model dalam klasifikasi sebuah dataset. Cara untuk melakukan pengukuran kinerja model yaitu menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan suatu metode untuk evaluasi yang menggunakan tabel matriks yang menjelaskan kinerja model klasifikasi pada data uji.

- a. *Accuracy* (Akurasi)  
Akurasi menggambarkan seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan dengan baik.
- b. *Precision (Positive Predictive Value)*  
*Precision* menggambarkan tingkatan keakuratan antara data yang diharapkan dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model.
- c. *Recall (True Positive Rate)*  
*Recall* menggambarkan keberhasilan model dalam mendeteksi kembali suatu data.
- d. *F-Measure*  
*F-Measure* merupakan pengukuran yang menggabungkan *precision* dan *recall*.

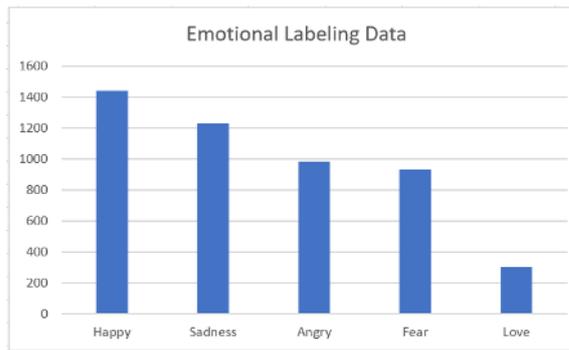
## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Data Collection

Dari hasil kuesioner di dapatkan 345 partisipan, hanya 161 data yang digunakan dalam penelitian ini. Terdapat 4892 tweet dari hasil crawling. Dengan begitu, total data yang digunakan adalah 4892 baris dan label berupa depresi atau tidak ditunjukkan pada gambar 2 dan label berupa emosional ditunjukkan pada gambar 3:



Gambar 2. Depression Labeling Data



Gambar 3. Emotional Labeling Data

3.2. Hasil Riset

Dalam penelitian ini melalui tahap preprocessing, ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan CNN. Hasil dari proses preprocessing dapat dilihat pada tabel 5 Data kicauan yang didapatkan pada proses crawling masih dalam bentuk data yang tidak terstruktur seperti terdapat tanda baca, hashtag, mention dan penggunaan huruf kapital. Maka dari itu bisa mempengaruhi dalam proses pencarian data. Dengan dilakukannya proses preprocessing maka dapat membantu dalam menghilangkan noise.

Tabel 5. Sebelum dan sesudah preprocessing

Sebelum	Sesudah
Saya melihat foto deskripsi orang depresi. Kasihan sekali. Dapatkah kita menolong mereka?	['foto', 'deskripsi', 'orang', 'depresi', 'kasihan', 'dapatkah',

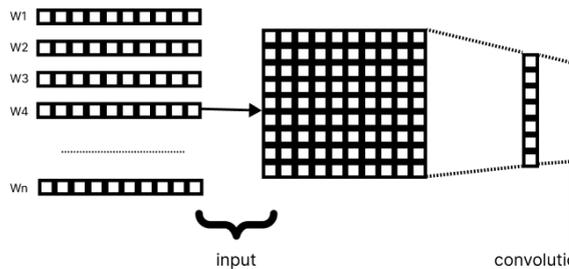
Tabel 6. Hasil Ekstraksi Fitur TF-IDF

	abis	ah	aing	aja	ajaga	ajareq	ajareqjg	ajareqjghihi	....
1	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	....
2	0.0	0.0	0.0	0.273135	0.0	0.0	0.0	0.0	....
3	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	....
4	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	....
5	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0	....
....	....	....	....	....	....	....	....	....	....

@kompasiana #depresi #gangguanmental Mengerikannya Orang yang Depresi	'menolong', 'depresi', 'gangguan', 'mental', 'mengerikannya', 'orang', 'depresi']
Pagi pagi liat beginian IRI GASIIH ??	['pagi', 'pagi', 'liat', 'iri', 'gasih']
Kali aja mau bagi bagi parcel/hampers di hari raya atau ulang tahun, boleh lho diserahkan ke Dream In A Dream Parcel ?? jangan lupa mampir IG nya di @.diadparcel ya ?? https://t.co/VmWe628W1N	['kali', 'aja', 'parcel', 'hampers', 'raya', 'ulang', 'lho', 'diserahkan', 'dream', 'in', 'a', 'dream', 'parcel', 'lupa', 'mampir', 'ig', 'nya', 'ya']

Proses preprocessing data cleaning terdapat enam tahapan yang dilakukan oleh sistem yaitu: membersihkan alamat website, membersihkan angka, membersihkan kata RT, membersihkan newline dan newtab, membersihkan tanda baca, membersihkan tanda @. Setelah dilakukan preprocessing, selanjutnya proses ekstraksi fitur dengan menggunakan TF-IDF dan klasifikasi menggunakan CNN. Hasil dari proses preprocessing dapat dilihat pada tabel 6. Tujuan dari *feature extraction* merupakan buat menghasilkan satu set fitur yang mempunyai ukuran lebih kecil dari ukuran dari data asli, sedangkan untuk tetap mempertahankan ciri data asli yang lumayan buat mengklasifikasikan data (Park & Choi, 2009).

Jumlah fitur yang berhasil diekstrak pada proses ekstraksi fitur dengan menggunakan TF-IDF terdapat 523 fitur. Pada tabel 6 menunjukkan bahwa nilai yang dihasilkan pada proses ekstraksi fitur TF-IDF menunjukkan bahwa semakin besar nilai TF-IDF dari suatu kata sehingga semakin besar juga hubungan kata dengan dokumen. Proses klasifikasi menggunakan model CNN dengan membagi data menjadi 70% data train dan 30% data test. Penelitian ini menggunakan parameter Keras API untuk load model. Arsitektur dasar pada CNN ditunjukkan dalam gambar 4:



Gambar 4. Arsitektur CNN [20]

Penelitian yang dilakukan oleh Prasadith Buddhitha dan Diana Inkpen [4] menyatakan bahwa mengidentifikasi menggunakan ukuran kernel dengan maximum pooling menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan arsitektur CNN standar. Akurasi validasi optimal untuk model deteksi emosi dan penyakit mental diturunkan menggunakan tiga saluran dengan ukuran kernel 1, 2, dan 3. Pada penelitian tersebut proses klasifikasi di setiap saluran diuji dengan 64 filter dan menggunakan Rectified Linear Unit (ReLU) sebagai fungsi aktivasi. Untuk menormalkan data dan untuk mengurangi dampak model overfitting, penelitian tersebut menggunakan lapisan normalisasi batch dan menggunakan dropout sebagai teknik regularisasi. Maka dari itu penelitian ini menerapkan parameter tersebut. Tabel 7 dibawah menunjukkan parameter untuk model.

Tabel 7. Parameter Model

Layer	Type	Neuron
Input layer	SpatialDropoutID	0.3
Convolution layer	Hiddenlayer	32, 64, 128
	Unit convolution	3
	Dropout	0.5
Pooling layer	Pool size	2
Output layer	Dense	32, 5

### 3.3. Analisis

Dengan menggunakan embedding satu dimensi dilakukan pengujian model dengan membagi hidden layer, unit convolution dan dropout. Hasil dari pengujian dengan menunjukkan perbandingan akurasi prediksi dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil Pengujian

Hidden Layer	Akurasi Prediksi Emsosional	Akurasi Prediksi Depresi
32, 32, 32	80.55%	72.67%
64, 64, 64	80.99%	75.16%
128, 128, 128	81.42%	73.91%
64, 32, 32	80.62%	85.71%
32, 64, 32	79.97%	85.71%
32, 32, 64	79.97%	88.82%
128, 32, 32	80.04%	75.78%
32, 128, 32	79.25%	84.47%
32, 32, 128	81.93%	81.99%
64, 64, 32	81.71%	80.75%
64, 32, 64	80.55%	70.19%
32, 64, 64	79.90%	85.71%
64, 64, 128	81.20%	70.81%
64, 128, 64	82.58%	88.20%
128, 64, 64	80.77%	85.71%
128, 128, 32	81.13%	78.26%
128, 32, 128	80.84%	87.58%
<b>32, 128, 128</b>	82.44%	<b>90.06%</b>
128, 128, 64	82.51%	79.50%
128, 64, 128	82.37%	88.82%
64, 128, 128	82.80%	80.12%
32, 64, 128	81.20%	77.02%
128, 64, 32	80.70%	86.34%
64, 32, 128	82.22%	68.32%
64, 128, 32	81.49%	90.06%
32, 128, 64	81.57%	86.34%
<b>128, 32, 64</b>	<b>83.02%</b>	86.34%

Sesuai dengan hasil yang telah dilakukan menunjukkan bahwa pengujian pada prediksi emosional dengan menggunakan hidden layer 128, 32,

64 dan pengujian pada prediksi depresi dengan menggunakan hidden layer 32, 128, 128 menghasilkan nilai akurasi terbaik dibandingkan dengan hidden layer lainnya dalam pengujian. Hasil akurasi prediksi tersebut merupakan nilai akurasi rata-rata dari kelima kelas emosional dan depresi. Nilai hidden layer yang memiliki akurasi terbaik tersebut diterapkan untuk memprediksi emosional dan depresi. Hasil akurasi yang didapatkan pada prediksi emosional yaitu 82% dan nilai akurasi untuk prediksi depresi sebesar 91%. Hasil dari nilai precision, recall dan F1-score di setiap kelas emosional dan depresi terdapat pada tabel 9 dan tabel 10 di bawah:

Tabel 9: Hasil Evaluasi Prediksi

Emosional			
Jenis Klasifikasi	Precision	Recall	F1-score
Happy	0.79	0.83	0.81
Fear	0.84	0.82	0.83
Angry	0.81	0.76	0.78
Love	0.85	0.96	0.90
Sadness	0.82	0.84	0.83
<b>Average</b>	<b>0.82</b>	<b>0.84</b>	<b>0.83</b>

Tabel 10: Hasil Evaluasi Prediksi

Depresi			
Jenis Klasifikasi	Precision	Recall	F1-score
Extremely Severe	0.86	0.86	0.86
Mild	0.86	0.95	0.90
Moderate	0.82	0.92	0.87
Normal	1.00	0.97	0.98
Severe	0.84	0.75	0.79
<b>Average</b>	<b>0.87</b>	<b>0.89</b>	<b>0.88</b>

Dari tabel 9 di atas hasil untuk prediksi emosional dengan rata-rata precision yaitu 0.82, recall 0.84, dan f1-score 0.83. Dan tabel 10 menunjukkan hasil prediksi depresi dengan rata-rata precision 0.87, recall 0.89, dan f1-score 0.88. Hasil rata-rata nilai precision, recall, dan f1-score merupakan nilai rata-rata dari keseluruhan kelas emosi dan depresi. Dengan hasil tersebut pada tabel 9 dan tabel 10 maka dapat dikatakan bahwa tingkat keberhasilan sistem untuk memprediksi emosional dan depresi tinggi, karena dilihat dari nilai hasil Root Mean Square Error (RMSE) pada prediksi emosional sebesar 0.84 dan

RMSE pada prediksi depresi sebesar 0.88 menandakan bahwa tingkat akurasi hasil prediksi sudah bagus hal itu direpresentasikan dengan rentang nilai dari 0 sampai 1. Dengan nilai 0.6 sampai 1 menandakan prediksi akurasi dari model yang bagus dan nilai dibawah 0.6 menandakan prediksi akurasi model yang kurang bagus. Tabel 11 memperlihatkan hasil prediksi emosional dan depresi pada tweet dan user menggunakan eksperimen dengan akurasi terbaik.

Tabel 11. Hasil Prediksi

Username	Hasil Prediksi Emosional	Hasil Prediksi Depresi
Username1	Fear	Positif
Username2	Sadness	Positif
Username3	Happy	Negatif
Username4	Love	Positif
Username5	Fear	Positif

Tabel 11 menunjukkan bahwa hasil model dapat memprediksi pengguna twitter mengalami depresi atau tidak dan kelas emosional menggunakan model dengan akurasi terbaik. Pada tabel 10 menunjukkan bahwa klasifikasi depresi terdapat lima kelas, user yang memiliki tingkat keparahan normal menandakan bahwa tidak depresi atau normal dan tingkat keparahan *mild*, *moderate*, *severe*, dan *extremely severe* menandakan depresi. Jika user memiliki tanda gejala depresi maka akan dituliskan positif dan jika tidak memiliki tanda gejala depresi atau normal maka akan dituliskan negatif. Hasil prediksi positif di tabel 11 pada username 1 menandakan bahwa user mengalami depresi dan hasil prediksi negatif pada username3 menandakan bahwa tidak depresi atau normal. Dan hasil tersebut dapat dilakukan perbandingan label dengan dass 42 pada proses pelabelan pertama dengan hasil prediksi dari model yang dibangun. Tabel 12 memperlihatkan hasil perbandingan label dengan dass 42 dan prediksi dari model.

Tabel 12. Hasil Perbandingan

Username	Dass 42	Hasil Prediksi Depresi	Hasil Prediksi Emosional
Username1	Positif	Positif	Fear
Username2	Positif	Positif	Sadness
Username3	Negatif	Negatif	Happy
Username4	Positif	Positif	Love
Username5	Positif	Positif	Fear

Pelabelan data tweet dilakukan setelah crawling data dan dilakukan secara manual dengan membaca keseluruhan setiap tweet secara voting untuk menghindari penilaian secara subjektif, maka dari itu terdapat kekurangan pada beberapa kicauan yang tidak sesuai dengan kondisi sebenarnya. Keterkaitan antara

emosi dan depresi dapat dilihat dari lima jenis emosi diantaranya love, happy, fear, angry, dan sadness. Dari lima jenis emosi tersebut dikaitkan dengan bentuk depresi yaitu berupa positif dan negatif. Jika user mengalami depresi atau positif maka cenderung memiliki kategori emosi fear, angry, dan sadness. Dan jika user tidak mengalami depresi atau negatif maka cenderung memiliki emosi love dan happy.

Dari hasil perbandingan pada tabel 12 memperlihatkan bahwa pelabelan dengan menggunakan class 42 dapat dilakukan untuk memprediksi depresi secara dini, dikarenakan hasil pelabelan dengan class 42 dan prediksi dengan menggunakan model menghasilkan prediksi yang sama. Hasil prediksi pada tabel 12 dapat dilihat bahwa username1 yang diprediksi positif (depresi) memiliki kelas emosional fear dan username3 yang diprediksi negatif (normal) memiliki kelas emosional happy. Maka dari itu, dari postingan pengguna dalam membagikan tulisan di twitter dapat memberikan petunjuk bahwa pengguna mengalami depresi atau tidak melalui pengungkapan bahasa yang digunakan dan ketidak stabilan emosi.

Tetapi dari tabel 12 pada username4 yang diprediksi positif (depresi) dan memiliki kelas emosional love tidak memiliki sinkronisasi antara label emosional dan depresi. Karena love merupakan kategori emosi positif dan seseorang yang mengalami depresi cenderung memiliki kategori emosi negatif yaitu marah, takut, dan sedih. Maka dari itu, jika dilihat dari hasil tersebut dari hasil kuesioner user dengan hasil cuitan user di twitter memiliki perbedaan.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, menunjukkan bahwa model sistem yang digunakan untuk mendeteksi depresi dan emosional pada media sosial twitter yaitu metode CNN dan TF-IDF sebagai ekstraksi fitur yang digunakan untuk memprediksi input berupa tweet. Berdasarkan penelitian, CNN dapat digunakan untuk deteksi depresi dan emosional pada user twitter. Dalam melakukan klasifikasi menggunakan hidden layer 128, 32, 64 dan perbandingan data train dan data test 70:30 diperoleh akurasi untuk deteksi emosional sebesar 82% dan menggunakan hidden layer 32, 128, 128 untuk deteksi depresi menghasilkan akurasi sebesar 91%. Hasil akurasi dikatakan cukup baik dalam melakukan deteksi, pada penelitian ini untuk memprediksi depresi dan emosional pada data tweet. Dari hasil analisis dapat disimpulkan bahwa dari postingan pengguna dalam membagikan tulisan di twitter dapat memberikan petunjuk bahwa pengguna mengalami depresi atau tidak melalui pengungkapan bahasa yang digunakan dan ketidak stabilan emosi.

#### REFERENSI

[1] E. J. Yeun, Y. M. Kwon, and J. A. Kim, "Psychometric testing of the Depressive

Cognition Scale in Korean adults," *Appl. Nurs. Res.*, vol. 25, no. 4, pp. 264–270, 2012, doi: 10.1016/j.apnr.2011.04.003.

- [2] F. Firjatullah and M. Irfan, "Prototipe Cranial Electrotherapy Stimulation," *Med. Tek. J. Tek. Elektromedik Indones.*, vol. 3, no. 1, pp. 23–31, 2021, doi: 10.18196/mt.v3i1.12228.
- [3] K. Peltzer and S. Pengpid, "High prevalence of depressive symptoms in a national sample of adults in Indonesia: Childhood adversity, sociodemographic factors and health risk behaviour," *Asian J. Psychiatr.*, vol. 33, no. March, pp. 52–59, 2018, doi: 10.1016/j.ajp.2018.03.017.
- [4] P. Buddhitha and D. Inkpen, "Multi-task, multi-channel, multi-input learning for mental illness detection using social media text," *LOUHI@EMNLP 2019 - 10th Int. Work. Heal. Text Min. Inf. Anal. Proc.*, no. Louhi, pp. 54–64, 2019, doi: 10.18653/v1/d19-6208.
- [5] Zubiaga, A., Spina, D., Martínez, R. and Fresno, V., "Real-time classification of twitter trends," *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 66(3), pp.462-473, 2015.
- [6] B. O’Dea, S. Wan, P. J. Batterham, A. L. Calear, C. Paris, and H. Christensen, "Detecting suicidality on twitter," *Internet Interv.*, vol. 2, no. 2, pp. 183–188, 2015, doi: 10.1016/j.invent.2015.03.005.
- [7] M. Nadeem, "Identifying Depression on Twitter," pp. 1–9, 2016, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1607.07384>.
- [8] H. Cui, Y. Lin, and T. Utsuro, "Sentiment Analysis of Tweets by CNN utilizing Tweets with Emoji as Training Data," *Wisdom*, no. August, pp. 1–8, 2018, [Online]. Available: <https://sentic.net/wisdom2018cui.pdf>.
- [9] A. A. Kurniawan and M. Mustikasari, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode CNN dan LSTM untuk Menentukan Berita Palsu dalam Bahasa Indonesia," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 544, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.6760.
- [10] Y. Tyshchenko, "Depression and anxiety detection from blog posts data," *Nat. Precis. Sci., Inst. Comput. Sci., Univ. Tartu, Tartu ...*, 2018, [Online]. Available: <https://core.ac.uk/download/pdf/237085027.pdf>.
- [11] A. U. Rehman, A. K. Malik, B. Raza, and W. Ali, "A Hybrid CNN-LSTM Model for Improving Accuracy of Movie Reviews Sentiment Analysis," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 78, no. 18, pp. 26597–26613, 2019, doi: 10.1007/s11042-019-07788-7.

- [12] S. Boukil, M. Biniz, F. El Adnani, L. Cherrat, and A. E. El Moutaouakkil, "Arabic text classification using deep learning technics," *Int. J. Grid Distrib. Comput.*, vol. 11, no. 9, pp. 103–114, 2018, doi: 10.14257/ijgdc.2018.11.9.09.
- [13] Hughes, M., Li, I., Kotoulas, S. and Suzumura, T., "Medical text classification using convolutional neural networks," In *Informatics for Health: Connected Citizen-Led Wellness and Population Health* (pp. 246-250). IOS Press, 2017.
- [14] A. Joulin, E. Grave, P. Bojanowski, and T. Mikolov, "Bag of tricks for efficient text classification," *15th Conf. Eur. Chapter Assoc. Comput. Linguist. EACL 2017 - Proc. Conf.*, vol. 2, pp. 427–431, 2017, doi: 10.18653/v1/e17-2068.
- [15] L. Parkitny and J. McAuley, "The depression anxiety stress scale (DASS)," *J. Physiother.*, vol. 56, no. 2, p. 204, 2010, doi: 10.1016/s1836-9553(10)70030-8.
- [16] S. Kusumadewi and H. Wahyuningsih, "Model Sistem Pendukung Keputusan Kelompok untuk Penilaian Gangguan Depresii, Kecemasan dan Stress Berdasarkan DASS-42," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, p. 219, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020721052.
- [17] F. Keshtkar and D. Inkpen, "A hierarchical approach to mood classification in blogs," *Nat. Lang. Eng.*, vol. 18, no. 1, pp. 61–81, 2012, doi: 10.1017/S1351324911000118.
- [18] J. Ramos, "Using TF-IDF to Determine Word Relevance in Document Queries," *Proc. first Instr. Conf. Mach. Learn.*, pp. 29–48, 2003.
- [19] T. F. Mumu, I. J. Munni, and A. K. Das, "Depressed People Detection from Bangla Social Media Status using LSTM and CNN Approach," *J. Eng. Adv.*, vol. 2, no. 01, pp. 41–47, 2021, doi: 10.38032/jea.2021.01.006.
- [20] S. Peng *et al.*, "A survey on deep learning for textual emotion analysis in social networks," *Digit. Commun. Networks*, 2021, doi: 10.1016/j.dcan.2021.10.003.

