ANALISIS SENTIMEN UNTUK PENGUKURAN TINGKAT DEPRESI PENGGUNA TWITTER MENGGUNAKAN DEEP LEARNING

Ainun Rizki[1], Yuliant Sibaroni[2]

[1,2,3] Universitas Telkom, Bandung
annrzky@students.telkomuniversity.ac.id[1], yuliant@telkomuniversity.ac.id[2]

Abstrak

Media sosial merupakan sumber informasi dan media komunikasi yang memiliki popularitas sangat besar di anatara semua layanan saat ini. Twitter merupakan media sosial yang biasanya digunakan oleh pengguna untuk mengekspresikan diri mereka. Tidak jarang pengguna Twitter mengekspresikan perasaan emosinya melalui tweet, sehingga kita dapat menemukan informasi mengenai perasaan emosi hingga tingkat depresi pengguna. Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentiment untuk pengukuran tingkat depresi pengguna Twitter menggunakam algoritma deep learning dengan model CNN. Berdasarkan analisis, implementasi, dan evaluasi model CNN menggunakan confusion matrix menghasilkan performansi klasifikasi dengan nilai akurasi mencapai 82.90%.

Abstract

Social media is a source of information and communication media has enormous popularity among all services today. Twitter is a social media that is usually used by users to express themselves. Not infrequently Twitter users express their feelings through tweets, so we can find information about feelings to the user's level of depression. This study was conducted to analyze sentiment to measure the level of depression of Twitter users using deep learning algorithm with CNN model. Based on the analysis, implementation, and evaluation of the CNN model using the confusion matrix, it produces classification performance with an accuracy value of 82.90%.

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Saat ini media sosial telah menjadi tempat bagi penggunanya untuk mengekspresikan perasaan, emosi, dan sentimen mereka tentang suatu topik atau masalah secara online. Media sosial yang biasanya digunakan oleh pengguna untuk mengekspresikan diri mereka adalah Twitter, sehingga dari media sosial ini kita dapat menemukan informasi mengenai perasaan pengguna Twitter dari tweetnya.

Kesehatan mental telah menjadi penyakit utama keempat di dunia [1]. Menurut WHO pada tahun 2012, sekitar 350 juta orang lebih menderita depresi dan hasil dari survei diketahui bahwa hampir satu juta orang yang mengalami depresi mengakhiri hidup mereka setiap tahun [2].

Penelitian ini dilakukan karena banyaknya pengguna Twittter yang mengalami masalah pada hidupnya yang menyebabkan pengguna Twitter menderita depresi dan mengekspresikan isi hatinya melalui Twitter. Hal ini banyak dimanfaatkan oleh suatu organisasi atau Lembaga Kesehatan untuk mendapatkan informasi mengenai masalah yang dialami oleh pengguna untuk mengukur sejauh mana tingkat depresi yang diderita oleh pengguna Twitter. Hassan dkk. [1], melakukan penelitian mengenai bagaimana menemukan tingkat depresi seseorang dengan mengamati dan mengekstraksi emosi dari teks pada Twitter. Penelitian ini dilakukan dengan membuat perbandingan klasifikasi antara SVM (Support Vector Machine), Naïve Bayes, dan Maximum Entropy untuk pengukuran depresi. Hal ini dikarenakan Twitter memungkinkan penggunanya untuk dengan mudah mengekspresikan dan berbagi pikiran tentang apapun dengan jutaan orang. Tao dkk. [3], melakukan penelitian pada media sosial Twitter menggunakan algoritma deep learning dengan model Deep Neural Network (DNN) yang bertujuan untuk menemukan kata-kata yang digunakan dalam tweet yang dapat membantu memprediksi apakah pengguna mengungkapkan sentimen negatif atau mengalami depresi. Dengan menganalisis tweet tersebut dapat dibentuk model prediksi yang dapat diterapkan untuk mendeteksi sentimen serupa di tweet lain. Penelitian ini dilakukan dengan mengidentifikasi pengguna Twitter yang telah mengungkapkan sentimen sangat negatif terhadap kriteria yang diterapkan dan kemudian menerapkan pemrosesan lebih lanjut untuk mendapatkan kata-kata yang penting.

Berdasarkan dari penelitian yang sebelumnya, peneliti termotivasi untuk melakukan penelitian yang serupa dengan menganalisis sentiment pengguna twitter apakah mengalami depresi atau tidak menggunakan algoritma

deep learning dengan model Convolutional Neural Network (CNN), karena menurut penelitian yang dilakukan oleh Rahmadzani [15], pengujian dengan model CNN menunjukkan hasil yang sangat baik untuk melakukan klasifikasi pada teks.

Topik dan Batasannya

Topik dan batasannya pada penelitian ini yaitu untuk melakukan analisis sentimen terhadap tingkat depresi pengguna Twitter menggunakan deep learning dan menghitung performansi klasifikasi model CNN terhadap tingkat depresi pengguna Twitter.

Tujuan

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui analisis sentiment terhadap tingkat depresi pengguna Twitter dengan menggunakan CNN dan untuk memperoleh performansi klasifikasi model CNN terhadap tingkat depresi pengguna Twitter dengan menggunakan parameter dropout.

Organisasi Tulisan

Secara umum laporan ini memuat bab 1 yaitu pendahuluan, berisi tentang latar belakang, topik dan batasannya, dan tujuan dari penelitian. Bab 2 merupakan studi terkait, berisi teori/studi literatur yang berkaitan erat dengan topik. Bab 3 merupakan sistem yang dibangun, berisi tentang penjelasan perancangan sistem yang dilakukan. Bab 4 adalah eksperimen dan evaluasi hasil, berisi tentang hasil pengujian dan analisis penelitian. Terakhir adalah kesimpulan yaitu, memuat kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian yang telah dilakukan.

2. Studi Terkait

Pada bagian ini dijelaskan studi terkait tentang analisis sentimen untuk pengukuran tingkat depresi pengguna Twitter. Hassan dkk.[1] melakukan penelitian menggunakan teknik pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine Learning, Naïve Bayes, dan Maximum Entropi untuk menemukan tingkat depresi seseorang dengan mengamati dan mengekstraksi emosi dari teks dengan memeriksa kinerja metode yang diusulkan pada dua dataset Twitter dan 20newsgroups. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa SVM menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik yaitu 91%, sedangkan untuk nilai akurasi pada naïve bayes adalah 83% dan nilai akurasi pada maximum entropy adalah 80%.

Penelitian yang dilakukan oleh Peng dkk.[2] mengusulkan model berbasis SVM Multi Kernel untuk mengenali orang yang mengalami depresi. Dalam penelitian itu diekstraksi tiga kategori fitur, yaitu teks microblog pengguna, profil pengguna, dan perilaku pengguna yang diekstrak dari media sosial mereka untuk menggambarkan situasi pengguna.

Selanjutnya, Tao dkk. [3] melakukan penelitian dengan menerapkan algoritme adaptif untuk menemukan sekumpulan kata yang dapat digunakan sebagai predictor sentimen negatif yang dapat menjadi tanda depresi. Tao dkk bereksperimen dengan menyesuaikan parameter saat mengelompokkan kata-kata ke dalam topik untuk menganalisis tweet kedalam sentimen positif dan negatif dan mengukur tingkat sentimen dalam tweet. Pada penelitian ini memperoleh hasil performansi algoritma DNN dengan nilai akurasi sebesar 75%.

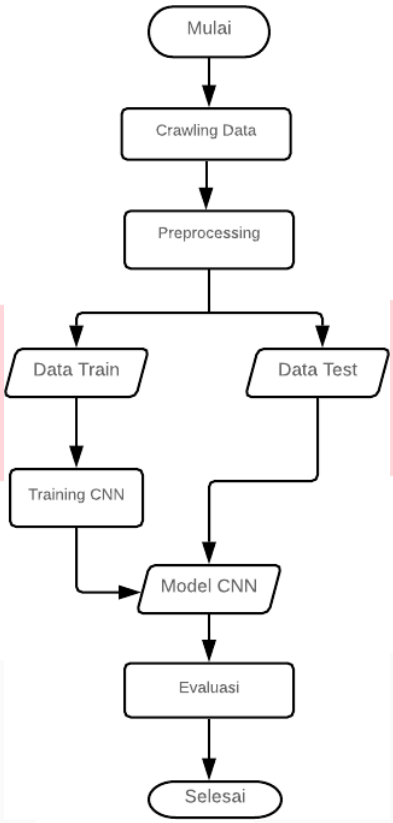
Islam dkk. [5] mengusulkan teknik pembelajaran mesin sebagai metode yang efisien dan dapat diskalakan untuk melakukan analisis depresi pada data Facebook yang dikumpulkan dari sumber public online. Islam dkk. telah mengevaluasi efisiensi metode yang diusulkan dengan menggunakan serangkaian fitur psikolinguistik yang menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat secara signifikan meningkatkan akurasi dan tingkat kesalahan klasifikasi. Hasil yag diperoleh dari hasil klasifikasi mendapatkan nilai akurasi antara 60 sampai dengan 80%.

Pada penelitian Chen dkk. [6] diterapkan metode deep learning dengan menggunakan model jaringan LSTM untuk mengekstrak dan mengklasifikasikan fitur emosi pengguna pada skenario skrining depresi perinatal. Penulis menggunakan emotikon sebagai ekstraksi fitur dan pemodelan untuk analisis sentimen tingkat dokumen di wilayah tertentu dan mencapai hasil yang baik.

Menurut tinjauan pustaka, beberapa penelitian yang telah dilakukan menggunakan teknik pembelajaran mesin untuk mengklasifikasi sentimen. Dalam penelitian ini, penulis menerapkan metode deep learning dengan model CNN untuk melakukan analisis sentiment terhadap tingkat depresi pengguna Twitter.

3. Sistem yang Dibangun

Pada penelitian ini mengimplementasikan algoritma CNN untuk mengklasifikasikan tweet pengguna twitter yang mengalami depresi. Adapun alur sistem yang akan dibangun pada penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Perancangan sistem

3.1 Dataset

Dataset pada penelitian ini adalah kumpulan tweet pengguna Twitter tentang depresi. Dataset yang dikumpulkan adalah hasil dari proses crawling dengan kata kunci depresi. Proses crawling data dilakukan dengan menggunakan bahasa pemograman Python dan library tweepy. Data hasil dari web crawling akan dilakukan pelabelan.yang dilakukan oleh beberapa mahasiswa dengan jumlah data yang didapat sebanyak 3069 tweet.

Proses pelabelan dataset dilakukan secara manual oleh 3 orang mahasiswa dengan jumlah data sebanyak 3069 tweet. Kelas yang digunakan untuk pelabelan adalah kelas positif dan negatif. Dimana kelas positif adalah tweet yang berisi kata-kata yang menunjukkan gejala depresi. Sedagkan untuk kelas negatif adalah tweet yang tidak mengandung unsur depresi.

Table 1. Dataset

No	Teks	Label Kelas	Label Angka
1.	Tolong jangan ghosting aku sudah lelah kamu mau membuatku semakin depresi kah.	Positif	1
2.	Banyak pengorbanan untuk hidup menjadi lebih baik, air mata yang keluar hampir setiap hari, depresi, kurang tidur, pusing, bingung, mau nyerah rasanya, tapi ingat ada keluarga yang berharap terhadap diri ini.	Positif	1
3.	Waktu aku mutusin ninggalin dia, aku pikir aku bakalan kuat, ternyata sampai kena depresi dan harus terapi sama psikiater, dan sosok itulah yg nemenin.	Positif	1
4.	tudey tetiba aing dichat orang, dikasi cerita kalo doi udh nemu “jalan keluar” yg baik dari depresi yg doi alamin. udh lama ga ngobrol ama nih orang, tapi emg dulu	Negatif	0

	sering nyapa kalo ketemu dikampus. senang, aing masi diingat. also glad to know that he's doing a lot better now.		
5.	Hanya Tuhan memang yg mengertiku 100% bukan orang lain, bukan pacar, bukan gebetan, bukan orangtua, bukan kakak atau abang, bukan sahabat, bukan obat-obatan depresi.	Negatif	0

3.2 Preprocessing

Setalah melakukan pelabelan data, selanjutnya dilakukan preprocessing data untuk membersihkan teks agar dapat digunakan untuk klasifikasi sentiment. Terdapat beberapa proses untuk melakukan preprocessing yaitu proses case folding, proses tokenization, proses stemming, dan proses stopword removal.

Proses case folding merupakan proses untuk merubah huruf kapital menjadi huruf kecil. Pada proses ini setiap kata yang terdapat huruf kapital akan diubah menjadi huruf kecil.

Table 2. Case Folding

Sebelum	Sesudah
Tolong jangan ghosting aku sudah lelah kamu mau membuatku semakin depresi kah.	tolong jangan ghosting aku sudah lelah kamu mau membuatku semakin depresi kah.

Proses tokenization adalah proses pemisahan masing-masing kata dari suatu kalimat. Pada proses ini kata-kata yang terdapat pada suatu teks akan dipisahkan menjadi perkata.

Table 3. Tokenization

Sebelum	Sesudah
tolong jangan ghosting aku sudah lelah kamu mau membuatku semakin depresi kah.	['tolong', 'jangan', 'ghosting', 'aku', 'sudah', 'lelah', 'kamu', 'mau', 'membuatku', 'semakin', 'depresi', 'kah']

Proses stopword removal merupakan proses untuk menghilangkan kata yang tidak memiliki makna atau tidak perlu dan tidak berpengaruh terhadap pengklasifikasian sentiment. Pada proses ini kata yang tidak memiliki makna penting untuk melakukan klasifikasi akan dihilangkan.

Table 4. Stopword Removal

Sebelum	Sesudah
['tolong', 'jangan', 'ghosting', 'aku', 'sudah', 'lelah', 'kamu', 'mau', 'membuatku', 'semakin', 'depresi']	['tolong', 'jangan', 'ghosting', 'aku', 'lelah', 'kamu', 'membuatku', 'depresi']

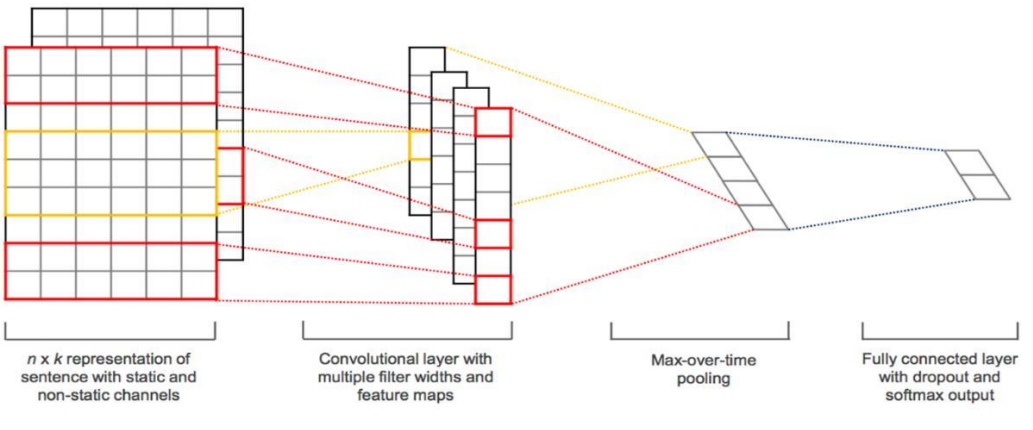
Proses stemming merupakan proses yang dilakukan untuk menghapus kata imbuhan atau mengubah kata ke bentuk dasar. Pada proses ini setiap kata yang memiliki imbuhan akan diubah ke dalam bentuk dasarnya.

Table 5. Stemming

Sebelum	Sesudah
['tolong', 'jangan', 'ghosting', 'aku', 'lelah', 'kamu', 'membuatku', 'depresi', 'kah']	['tolong', 'jangan', 'ghosting', 'aku', 'lelah', 'kamu', 'buat', 'depresi', 'kah']

3.3 Pembentukan Model

Penelitian ini menggunakan algoritma Deep Learning dengan model CNN. Arsitektur CNN pada umumnya terdiri dari input layer, output layer dan beberapa lapisan penyusun. Lapisan tersebut adalah convolutional layer, pooling layer, dan fully connected layer. Berikut merupakan gambar arsitektur CNN.



Gambar 2. Arsitektur Algoritma CNN

Pada lapisan pertama merupakan layer input yang menyimpan teks yang akan diubah menjadi matriks dari gabungan vector representasi kata. Dimensi matriks dari teks adalah n x k, dimana n adalah panjang dari sebuah teks dan k adalah dimensi dari word vector. Pada penelitian ini menggunakan layer input dengan nilai n adalah 140 dan nilai k adalah 30.

Kemudian lapisan kedua adalah Convolutional Layer, layer ini akan melakukan konvolusi terhadap data input dengan menggeser sebuah filter agar dapat menghasilkan output. Pada penelitian ini layer konvolusi memiliki filter sebanyak 64 dengan ukuran kernel 2.

Lapisan ketiga pada CNN adalah Pooling Layer, lapisan yang mengurangi dimensi dari output hasil konvolusi menjadi data dengan ukuran yang lebih kecil sehingga mudah mengontrol overfitting. Proses pooling dapat dilakukan menggunakan max pooling atau average pooling. Pada penelitian ini menggunakan average pooling, karena pada average pooling membutuhkan semua input dari layer konvolusi sehingga average pooling dapat menghasilkan performa yang lebih baik.

Lapisan terakhir pada CNN adalah Fully Connected Layer, pada lapisan ini setiap neuron terhubung ke semua aktivasi dari lapisan sebelumnya. Pada lapisan ini merupakan proses klasifikasi teks yang diekstrak fiturnya pada alpisan-lapisan sebelumnya. Pada penelitian ini proses klasiskasi menggunakan fungsi softmax dengan mengimplementasikan drouput regulation dengan jumlah kelas 2, yaitu kelas positif dan kelas negatif.

3.3 Evaluasi Model

Model yang dibangun akan dilakukan proses evaluasi dengan menggunakan metode Confusion Matrix. Evaluasi dengan confusion matrix menghasilkan nilai dari akurasi, presisi, recall, dan f-measure agar dapat dilihat performansinya. Performansi dari sistem tersebut biasanya dievaluasi menggunakan data di dalam matriks. Berikut merupakan tabel confusion matrix.

Table 1. Confusion matrix

Kelas Sebenarnya	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	True Positif	False Negative
Negatif	False Positif	True Negative

a. Akurasi

Akurasi merupakan perhitungan keakuratan model dari data test yang diklasifikasikan ke dalam kelas yang benar. Akurasi dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positif} + \text{True Negative}}{\text{True Positif} + \text{True Negative} + \text{False Positif} + \text{False Negative}}$$

b. Presisi

Presisi merupakan perhitungan keakuratan antara data target yang diminta dan hasil prediksi yang diberikan oleh model. Presisi dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positif}}{\text{True Positif} + \text{False Positif}}$$

c. Recall

Recall yaitu menghitung seberapa baik performansi model untuk memperoleh kembali sebuah informasi. Presisi dapat dirumuskan sebagai berikut berikut :

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positif}}{\text{True Positif} + \text{False Negative}}$$

d. F-Measure

F-measure merupakan perbandingan nilai rata-rata presisi dan recall untuk mendapatkan nilai yang seimbang. F-measure dapat dirumuskan sebagai berikut :

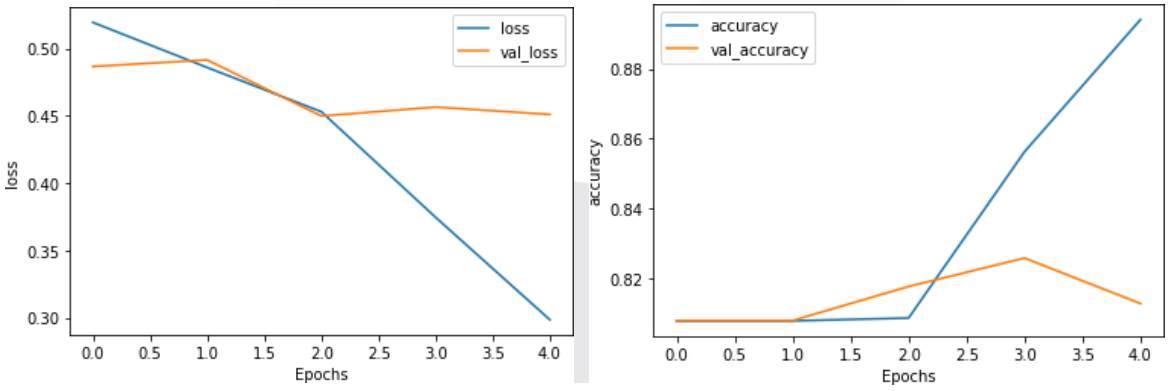
$$F_1 = 2 \,.\, \frac{\text{precision} \,.\, \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

4. Eksperimen dan Evaluasi Hasil

4.1 Hasil Pengujian

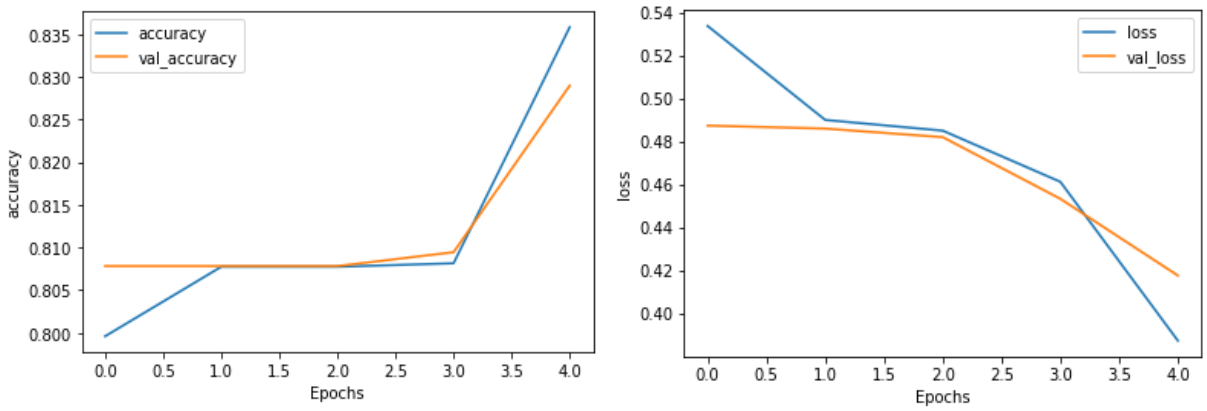
Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan model CNN. Data yang digunakan adalah 80% data training dan 20% data testing. Dari hasil proses data training akan menghasilkan sebuah model yang digunakan untuk melakukan pengujian untuk menentukan nilai akurasi.

Model yang dibangun memiliki 3 skenario pengujian dimana parameter yang digunakan untuk pengujian adalah drop out. Drop out digunakan untuk mencegah terjadinya overfitting pada saat melakukan proses training. Pada skenario pertama model tidak diberikan drop out, skenario kedua model diberikan drop out 50% dan skenario ketiga model diberikan drop out 70%. Untuk setiap skenario pengujian melakukan 5 epoch, dengan input layer sebanyak panjang vocab, dan pada layer konvolusi menggunakan filter sebanyak 64 dengan ukuran kernel 2.



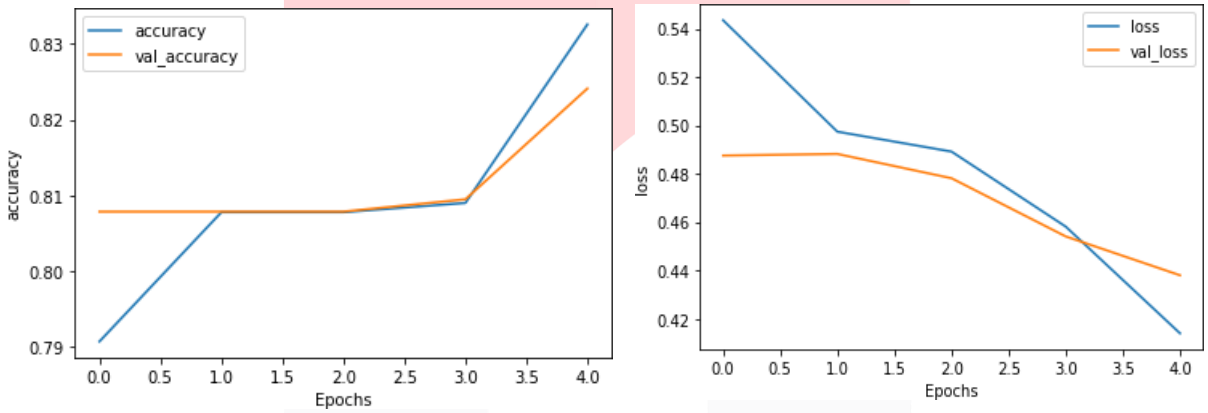
Gambar 3. Akurasi Model Tanpa Drop Out

Berdasarkan gambar 3 hasil skenario pengujian pertama dengan model CNN tanpa drop out menghasilkan akurasi pada data train 89.41% dan akurasi pada data test 81.27%. Dapat dilihat bahwa selisih nilai akurasi pada data train dan data test cukup jauh karena pada model tidak menggunakan drop out, sehingga pada dataset terjadi overfitting.



Gambar 4. Akurasi Model dengan Drop Out 50%

Pada gambar.4, menunjukkan hasil skenario pengujian kedua pada model CNN dengan drop out sebesar 50% menghasilkan akurasi pada data train 83.58% dan pada data test 82.90%. Dapat dilihat bahwa pada grafik model kedua selisih nilai akurasi pada data train dan data test tidak terlalu jauh, dikarenakan adanya dropout sebesar 50% sehingga dapat mengatasi terjadinya overfitting pada dataset.



Gambar 5. Akurasi Model dengan Drop Out 70%

Pada gambar.5 menunjukkan hasil skenario pengujian ketiga pada model CNN dengan drop out sebesar 70% menghasilkan akurasi pada data train 83.26% dan pada data test 82.41%. Dapat dilihat bahwa pada grafik model ketiga selisih nilai akurasi pada data train dan data test tidak terlalu jauh dikarenakan adanya dropout sebesar 70% yang dapat mengatasi terjadinya overfitting. Namun dengan nilai dropout yang semakin besar juga dapat mempengaruhi nilai akurasi. Pada model ketiga dengan dropout 70% nilai akurasi lebih kecil daripada model kedua.

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Pada penelitian ini analisis hasil pengujian menggunakan metode confusion matrix. Pengukuran performansi dapat dilihat dari nilai recall, presisi dan juga F-Measure yang dihasilkan dari model.

Table 7. Hasil Pengujian

Model	Akurasi Data Train	Akurasi Data Test	Presisi	Recall	F-Measure	Akurasi
CNN_1	89.41%	81.27%	85.08%	93.15%	88.93%	81.27%
CNN_2	83.58%	82.90%	84.35%	96.77%	90.13%	82.90%
CNN_3	83.26%	82.41%	82.22%	98.79%	89.77%	82.24%

Berdasarkan table 7 skenario kedua dengan drop out 50% merupakan model CNN terbaik dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 82.90%. Pada skenario kedua nilai akurasi pada data train memperoleh 83.58% dan pada data testing 82.90%, untuk nilai presisi diperoleh sebesar 84.35%, nilai recall diperoleh sebesar 96.77% dan nilai f-measure diperoleh sebesar 90.13%.

Dari penelitian yang telah dilakukan dengan tiga skenario pengujian memperoleh hasil performansi model yang cukup baik. Hasil pengujian yang diperoleh dapat diketahui bahwa drop out berpengaruh terhadap performansi pada model.

5. Kesimpulan

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan pada penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa:

1. Sistem yang dirancang telah berhasil melakukan proses analisis sentiment terhadap tingkat depresi pengguna twitter menggunakan algoritma deep learning dengan model CNN.
2. Sistem mampu mengklasifikasikan teks tweet pada model CNN dengan membangun tiga skenrio pengujian dengan menggunakan parameter drop out memperoleh hasil yang cukup baik. Skenario kedua merupakan model CNN terbaik dengan drop out 50% menghasilkan nilai akurasi 82.90%.

REFERENSI

[1] Hassan, A. U., Hussain, J., Hussain, M., Sadiq, M., & Lee, S. (2017). Sentimen analysis of social networking sites (SNS) data using machine learning approach for the measurement of depression. 2017 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC).

[2] Peng, Z., Hu, Q., & Dang, J. (2017). Multi-kernel SVM based depression recognition using social media data. International Journal of Machine Learning and Cybernetics.

[3] Tao, X., Dharmalingam, R., Zhang, J., Zhou, X., Li, L., & Gururajan, R. (2019). *Twitter Analysis for Depression on Social Networks based on Sentimen and Stress. 2019 6th International Conference on Behavioral, Economic and Socio-Cultural Computing (BESC).*

[4] Ramadhani, A. M., & Goo, H. S. (2017). Twitter sentimen analysis using deep learning methods. 2017 7th International Annual Engineering Seminar (InAES)

[5] Islam, M. R., Kabir, M. A., Ahmed, A., Kamal, A. R. M., Wang, H., & Ulhaq, A. (2018). Depression detection from social network data using machine learning techniques. Health Information Science and Systems, 6(1).

[6] Chen, Y., Zhou, B., Zhang, W., Gong, W., & Sun, G. (2018). Sentimen Analysis Based on Deep Learning and Its Application in Screening for Perinatal Depression. In *2018 IEEE Third International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC)* (pp. 451-456). IEEE.

[7] Maulina, G., (2015). Peran Media Sosial Twitter dalam Memenuhi Motif Mahasiswa. S1. Universitas Islam Bandung. http://repository.unisba.ac.id/handle/1 23456789/332.

[8] Copernicus, 2018. Twitter Introduction for Journal Editors. [pdf] Copernicus. < https://www.copernicus.org/PDF_intr oduction-Twitter.pdf>

[9] Salimath, A. K., Thomas, R. K., Reddy, S. R., & Qiao, Y. (2018). Detecting Levels of Depression in Text Based on Metrics. *arXiv preprint arXiv:1807.03397*.

[10] Winarko, E. (2017). Sentimen analisis tweet berbahasa indonesia dengan deep belief network. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, *11*(2), 187-198.

[11] Hatcher, W. G., & Yu, W. (2018). A Survey of Deep Learning: Platforms, Applications and Emerging Research Trends. IEEE Access.

[12] Maulana, M. I., & Indriati, A. A. S. (2019). Klasifikasi Tingkat Stres Berdasarkan Tweet pada Akun Twitter menggunakan Metode Improved k-Nearest Neighbor dan Seleksi Fitur Chi-square. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, *2548*, 964X.

[13] Sahu, T. P., & Ahuja, S. (2016). Sentimen analysis of movie reviews: A study on feature selection & classification algorithms. 2016 International Conference on Microelectronics, Computing and Communications (MicroCom).

[14] Rahmadzani, R. F. (2019). Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Teks. https://rifqifai.com/implementasi-metode-convolutional-neural-networkuntuk-klasifikasi-teks/.

[15] Shofia, N. (2018). Convolutional Neural Network. https://medium.com/@nadhifasofia/1-convolutional- neural-network-convolutional-neural-network-merupakan-salah-satu-metode-machine-28189e17335b.