

Analisis Sentimen Terhadap Kesehatan Mental Selama Pandemi Covid-19 Berdasarkan Algoritma Naïve Bayes dan *Deep Learning*

Rasiyah Shafa Azizah^{1*}, Mia Kamayani²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA, Indonesia

Email: ¹rasiyahshafa@gmail.com, ²mia.kamayani@uhamka.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

Histori artikel:

Naskah masuk, 26 Juni 2023

Direvisi, 5 Juli 2023

Diiterima, 7 Juli 2023

Kata Kunci:

*Analisis Sentimen,
Kesehatan Mental,
Deep Learning,
Naïve Bayes*

ABSTRAK

Abstract- The Covid-19 pandemic is an epidemic that poses a threat to both physical and mental health. The mental health disorders that many people experience during the Covid-19 pandemic are depression, stress, and excessive anxiety. Some people use Twitter and other social media to voice their problems to lessen this effect. The goal of this research is to determine how people feel about mental health amid the Covid-19 pandemic on Twitter. The sentiment data will be analyzed based on assessment findings from the testing model using the Naïve Bayes and Deep Learning algorithms using RapidMiner, and it will be divided into groups of positive sentiment and negative sentiment. This research compares the performance of two algorithms to determine which one performs better while analyzing the public's sentiment toward mental health during the Covid-19 pandemic. According to the research findings, the Deep Learning algorithm performed better with accuracy scores of 86,46%, precision scores of 89,54%, and recall scores of 95,10% than the Naive Bayes algorithm compared to accuracy scores of 76,52%, precision scores of 87,97%, and recall scores of 83,66% at analyzing public sentiment towards mental health during the Covid-19 pandemic.

Abstrak- Pandemi Covid-19 merupakan wabah yang menjadi ancaman bagi kesehatan fisik maupun kesehatan mental. Gangguan kesehatan mental yang banyak dialami oleh masyarakat yaitu depresi, stress, dan cemas berlebih. Beberapa orang menggunakan Twitter dan media sosial lainnya untuk menyuarakan keprihatinan mereka dalam upaya mengurangi efek ini. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana sentimen masyarakat terhadap kesehatan mental ditengah wabah Covid-19 melalui Twitter. Data sentimen akan dianalisis berdasarkan temuan penilaian model pengujian menggunakan algoritma Naïve Bayes dan *Deep Learning* menggunakan RapidMiner dan akan dibagi menjadi kelompok sentimen positif dan negatif. Penelitian ini membandingkan kinerja kedua algoritma untuk menentukan mana yang berkinerja lebih baik saat menganalisis sentimen publik terhadap kesehatan mental selama wabah Covid-19. Berdasarkan hasil penelitian, algoritma *Deep Learning* memiliki kinerja lebih baik dengan akurasi mencapai 86,46%, presisi sebesar 89,54%, dan recall sebesar 95,10% dibandingkan algoritma Naive Bayes akurasi sebesar 76,52%, presisi sebesar 87,97%, dan recall sebesar 83,66% dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap kesehatan mental selama pandemi Covid-19.

Copyright © 2021 LPPM - STMIK IKMI Cirebon

This is an open access article under the CC-BY license

Penulis Korespondensi:

Mia Kamayani

Program Studi Teknik Informatika,

Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA

Jl. Tanah Merdeka No.6, Pasar Rebo, Jakarta, Indonesia

Email: mia.kamayani@uhamka.ac.id

1. Pendahuluan

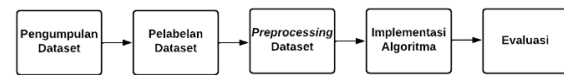
Covid-19 pertama kali muncul pada akhir tahun 2019 di kota Wuhan. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menyatakan pandemi Covid-19 sebagai darurat kesehatan internasional pada 30 Januari 2020 dan pandemi pada 11 Maret 2020 [1]. Kasus pertama Covid-19 di Indonesia terdeteksi pada 2 Maret 2020 dan terus meningkat hingga mengakibatkan banyak kematian [2]. Pandemi yang disebabkan oleh virus COVID-19 menimbulkan bahaya tidak hanya bagi kesehatan fisik manusia tetapi juga bagi kesehatan mental mereka. Kesehatan mental seseorang dapat didefinisikan sebagai sejauh mana mereka mampu menjalani kehidupan yang khas, beradaptasi dengan kondisi lingkungan dan memecahkan masalah yang timbul dalam kehidupan. Adanya pandemi Covid-19 dapat menimbulkan masalah kesehatan mental seperti depresi, stress, dan rasa cemas yang berlebih [2]. Untuk mencegah dampak psikologis tersebut, beberapa masyarakat menyampaikan keluhan, saling memberikan saran, dan informasi mengenai kesehatan mental pada media sosial salah satunya Twitter. Kampanye kesehatan mental dipelopori oleh para aktivis pada media sosial Twitter agar pengguna dapat menemukan dukungan dan bantuan untuk mencegah masalah kesehatan mental [3].

Merujuk pada beberapa penelitian sebelumnya yang menganalisis sentimen kesehatan mental selama berlangsungnya pandemi Covid-19, tidak banyak ditemukan penelitian yang membahas *Deep Learning* sebagai algoritma pengklasifikasian. Berdasarkan penelitian [4] menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier untuk menganalisis sentimen masyarakat terkait kesehatan mental mencapai hasil 70,71% *accuracy*, 96,22% *recall*, dan 65,38% *precision*. Sedangkan untuk pengklasifikasian dengan algoritma Deep Learning dapat dilihat berdasarkan penelitian [5] tentang menganalisis sentimen terkait pembelajaran daring dengan media sosial Twitter mencapai hasil 100% *accuracy*, 100% *recall*, dan 100% *precision*.

Melalui analisis sentimen pada penelitian ini memiliki tujuan untuk mendapatkan hasil opini masyarakat yang dikelompokkan menjadi sentimen positif dan sentimen negatif sehingga mengetahui gambaran umum dan sikap masyarakat dalam menjaga kesehatan mental selama adanya pandemi Covid-19. Analisis sentimen pada penelitian ini juga bertujuan untuk menganalisis hasil sentimen masyarakat terkait kesehatan mental ditengah wabah pandemi Covid-19 berdasarkan algoritma Naïve Bayes dan *Deep Learning* sehingga dapat diketahui perbandingan performa kedua algoritma tersebut.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa proses untuk melakukan klasifikasi opini publik terhadap kesehatan mental menggunakan metode Naïve Bayes dan metode *Deep Learning* sehingga dapat menganalisis hasil evaluasi perbandingan kedua metode. Pemrosesan data dilakukan menggunakan Rapidminer.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan untuk menyusun penelitian ini berasal dari *tweet* dan *retweet* opini publik yang *diposting* pada platform media sosial Twitter selama wabah Covid-19 menggunakan RapidMiner dengan *Access Token* agar dapat mengakses akun Twitter pribadi.



Gambar 2. Pengumpulan Dataset dengan RapidMiner

2.2. Pelabelan Dataset

Pelabelan data dalam penelitian ini dilakukan secara manual oleh tiga orang peneliti dengan mengambil suara terbanyak pada setiap *tweet* dan *retweet* dengan kategori sentimen positif atau sentimen negatif. Berdasarkan penelitian terdahulu pelabelan data secara manual dilakukan untuk mengelompokkan sentimen publik, contohnya penelitian yang dilakukan oleh [6] dan [7].

2.3. Preprocessing Dataset

Tahap *preprocessing* dataset berfungsi untuk mengubah data menjadi lebih terstruktur. Terdapat beberapa tahapan dari *preprocessing* dataset seperti *cleansing*, *case folding*, *tokenize*, *filter stopwords*, dan *filter tokens by length* [8].

2.4. Algoritma Naïve Bayes

Berdasarkan hasil perhitungan probabilitas, Naive Bayes mampu membuat prediksi terkait penambahan kelas ke kumpulan data berdasarkan fakta bahwa kelas yang dimaksud sudah ada. Teorema Bayes adalah aturan dasar Naive Bayes Classifier oleh teorema Bayes diwakili oleh rumus [4]:

$$P(K|S) = \frac{P(S|K)P(K)}{P(S)} \quad (1)$$

Keterangan:

S: data sampel dengan label kelas tidak diketahui

K: label kelas

P(K): probabilitas dari hipotesis variabel K

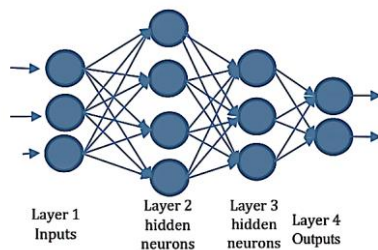
P(S): probabilitas variabel S

P(K|S): probabilitas hipotesis variabel K berdasarkan kondisi S

P(S|K): probabilitas S berdasarkan kondisi hipotesis variabel K

2.5. Algoritma Deep Learning

Model *Deep Learning* terdiri dari neuron yang terinspirasi berdasarkan model biologis neuron pada manusia yang saling berhubungan untuk memproses informasi. *Deep Learning* memiliki komponen jaringan neural dimulai dengan lapisan *input* untuk mencocokkan ruang fitur, berlanjut pada lapisan tersembunyi untuk mengestraksi dan mempelajari data, diakhiri lapisan *ouput* sebagai hasil [9].



Gambar 3. Arsitektur Jaringan *Deep Learning*

Jenis algoritma *Deep Learning* yang digunakan adalah H2O. Operator *Deep Learning* pada RapidMiner akan memulai pengelompokkan H2O lokal 1-*node* yang berarti proses pembelajaran data, pelatihan model, dan hasil prediksi akan dilakukan pada satu mesin komputasi atau *node* tunggal. H2O dijalankan dengan paralel sehingga proses pembelajaran data pada mesin komputasi dilakukan secara otomatis [9]. Penelitian ini menggunakan dua lapisan tersembunyi dengan masing-masing lapisan memiliki 50 neuron. Jumlah epochs yang digunakan adalah 10 sehingga model *Deep Learning* akan mempelajari data berdasarkan dataset pelatihan sebanyak 10 kali percobaan.

2.6. Evaluasi

Evaluasi pada penelitian ini berdasarkan perhitungan *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall* merupakan perhitungan berdasarkan total prediksi ulasan yang benar berdasarkan model yang telah dibuat. Untuk menghitung nilai tersebut dapat dihitung berdasarkan *confusion matrix* [10].

		True Class	
		Negatif	Positif
Predicted Class	Negatif	TN	FN
	Positif	FP	TP

Gambar 4. *Confusion Matrix*

Accuracy adalah ukuran berapa banyak prediksi yang benar dari model yang telah dibuat untuk menguji dataset. *Precision* mengukur seberapa banyak kasus yang diprediksi dengan benar sebenarnya ternyata positif. *Recall* mengukur kasus nilai actual positif yang dapat diprediksi dengan benar menggunakan model yang telah dibuat [10].

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (2)$$

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

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (4)$$

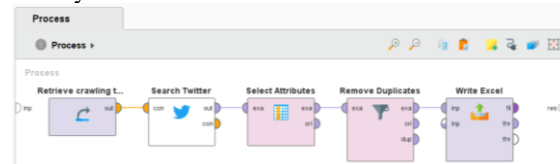
2.7. Visualisasi WordCloud

WordCloud adalah visualisasi frekuensi kata-kata dalam kalimat yang memiliki bobot. Teknik ini menjadi alternatif cara penataan dan visualisasi tekstual informasi yang tepat untuk digunakan. Bentuk dan isinya memfokuskan pada kata yang sering dibahas pada sebuah kalimat sehingga lebih mudah untuk dimengerti [11].

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Crawling Data

Crawling data menggunakan kata kunci “kesehatan mental” dengan waktu sebelum tanggal 31 Oktober 2022 dengan mengambil *tweet* dan *retweet* terbaru. Data yang berhasil terkumpul sebanyak 1813.

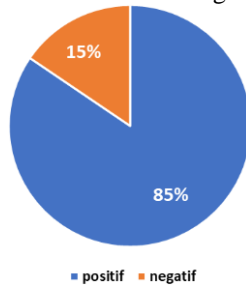


Gambar 5. Model RapidMiner untuk *Crawling* Data

3.2. Labeling Data

Pelabelan data untuk penelitian ini dilakukan secara manual oleh tiga orang peneliti sarjana Pendidikan Bahasa dan Sastra Indonesia, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA. Proses pelabelan dilakukan dengan membagi data *tweet* dan *retweet* menjadi dua kelompok yaitu sentimen positif dan sentimen negatif dengan

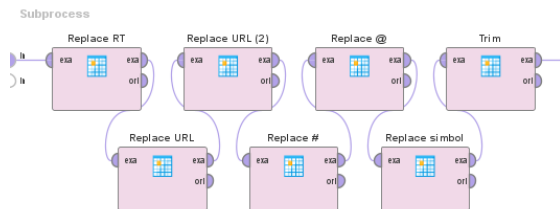
pengambilan suara terbanyak berdasarkan pendapat dari tiga peneliti tersebut. Total sentimen positif adalah 1532 data dan sentimen negatif 281 data.



Gambar 6. Visualisasi Perbandingan Sentimen Positif dan Sentimen Negatif

3.3. Preprocessing Data

Preprocessing data diawali dengan membersihkan data untuk menghapus tanda baca, mention, RT, hashtag, dan karakter yang tidak diperlukan pada dataset [8].



Gambar 7. Proses Cleansing Dataset
 Tabel 1. Hasil Proses Cleansing Dataset

Text Sebelum	Text Sesudah
@tanyakanrl Stres ni orang, kesehatan mental nya ga normal	Stres ni orang kesehatan mental nya ga normal

Selanjutnya data akan melewati proses *case folding* untuk mengubah kalimat menjadi huruf kecil [8].

Tabel 2. Hasil Proses Case Folding

Text Sebelum	Text Sesudah
Stres ni orang kesehatan mental nya ga normal	stres ni orang kesehatan mental nya ga normal

Proses selanjutnya adalah *tokenize* untuk mengubah deskripsi data yang awalnya kalimat menjadi kata [8].

Tabel 3. Hasil Proses Tokenize

Text Sebelum	Text Sesudah
stres ni orang kesehatan mental nya ga normal	stres, ni, orang, kesehatan, mental, nya, ga, normal

Proses selanjutnya yaitu *filter stopwords* untuk menghapus kata-kata yang tidak dibutuhkan pada dataset berdasarkan rumus [8]. Penelitian ini menggunakan rumus *stopword* yang ada pada situs www.keagle.com.

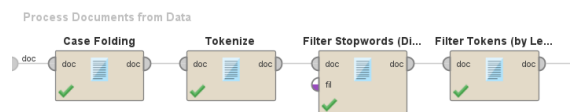
Tabel 4. Hasil Proses Filter Stopword

Text Sebelum	Text Sesudah
stres, ni, orang, kesehatan, mental, nya, ga, normal	stres, ni, orang, kesehatan, mental, normal

Proses selanjutnya yaitu *filter tokens by length* untuk menghilangkan kata berdasarkan parameter. Parameter penelitian ini menggunakan minimal 4 karakter dan maksimal 25 karakter [8].

Tabel 5. Hasil Proses Filter Tokens by Length

Text Sebelum	Text Sesudah
stres, ni, orang, kesehatan, mental, normal	stres, orang, kesehatan, mental, normal



Gambar 8. Preprocessing Data

3.4. Pembobotan TF-IDF

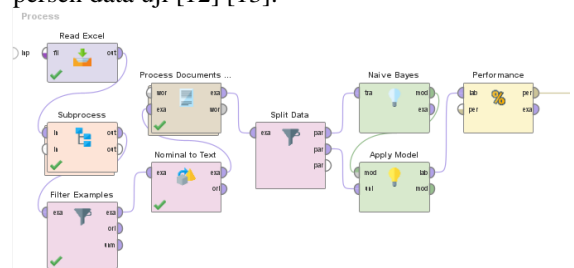
Setelah melewati proses *preprocessing*, setiap kata dari *tweet* dan *retweet* diberi bobot oleh TF-IDF. Fungsi *Term Frequency* (TF) menghitung frekuensi kemunculan setiap istilah pada *tweet* dan *retweet*. Fungsi *Inverse Document Frequency* (IDF) memberikan beberapa istilah yang sering muncul dalam data dari *tweet* dan *retweet* dengan bobot [10].

text	abakan	abis	absennya
stres orang kesehatan mental normal	0	0	0
bertanggungjawab nurut gamau memfasilitasi peduli kesehatan gapedul mer	0	0	0
tidur inget kesehatan mental makasih sukses gnok ormq	0	0	0
komunikasi memenuhi kebutuhan emosional meningkatkan kesehatan mental	0	0	0
trio mau lapangan fredmctormmagure tidur kesehatan mental	0	0	0

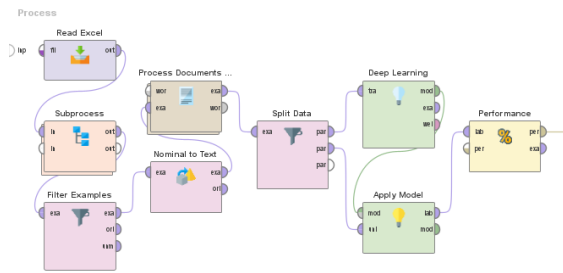
Gambar 9. Pembobotan TF-IDF

3.5 Implementasi Algoritma

Setelah melewati proses *preprocessing* dan pembobotan TF-IDF, Dengan menggunakan operator *Split* Data akan digolongkan menjadi delapan puluh persen data pelatihan dan dua puluh persen data uji [12] [13].



Gambar 10. Pemodelan dengan Algoritma Naive Bayes



Gambar 11. Pemodelan dengan Algoritma Deep Learning

Pembagian dataset tersebut menghasilkan 1450 data latih dan 363 data uji. Data latih akan melewati pemrosesan klasifikasi pada operator Naïve Bayes dan operator Deep Learning. Data latih yang telah melewati proses klasifikasi akan memasuki operator Apply Model untuk mendapatkan prediksi data bersama dengan data uji. Proses terakhir yaitu pada operator Performance memiliki fungsi untuk mengevaluasi model klasifikasi yang telah dibuat.

3.6 Evaluasi

Hasil dari pemodelan Deep Learning mendapatkan nilai accuracy sebesar 86,46%. Berdasarkan confusion matrix nilai True Negative (TN) adalah 22, True Positive (TP) adalah 291, nilai False Negative (FN) adalah 15, dan nilai False Positive (FP) adalah 34.

Tabel 6. Hasil Performance Deep Learning
 Accuracy: 86,46%

	true negatif	true positif	class precision
pred. negatif	22	15	59,46%
pred. positif	34	291	89,54%
class recall	39,29%	95,10%	

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} = \frac{(291+22)}{(291+22+34+15)} = \frac{313}{362} = 0,86$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{291}{(291+34)} = \frac{291}{325} = 0,89$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{291}{(291+15)} = \frac{291}{306} = 0,95$$

Hasil dari pemodelan Naïve Bayes mendapatkan nilai accuracy sebesar 76,52%. Berdasarkan confusion matrix nilai True Negative (TN) adalah 21, nilai True Positive (TP) adalah 256, nilai False Negative (FN) adalah 50, dan nilai False Positive (FP) adalah 35.

Tabel 7. Hasil Performance Naïve Bayes
 Accuracy: 76,52%

	true negatif	true positif	class precision
pred. negatif	21	50	29,58%

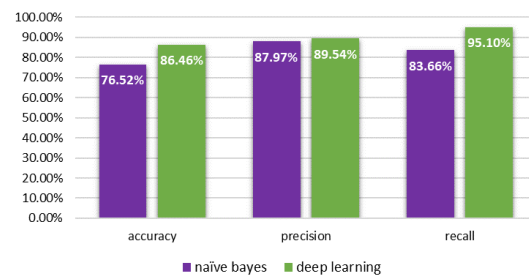
pred. positif	35	256	87,97%
class recall	37,50%	83,66%	

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} = \frac{(256+21)}{(256+21+35+50)} = \frac{277}{362} = 0,76$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{256}{(256+35)} = \frac{256}{291} = 0,87$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{256}{(256+50)} = \frac{256}{306} = 0,83$$

Hasil Perbandingan Nilai Evaluasi



Gambar 12. Visualisasi Perbandingan Nilai Evaluasi

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan [4] menggunakan Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk menganalisis sentimen publik terkait kesehatan mental ditengah pandemi Covid-19, belum ada pembahasan menggunakan algoritma Deep Learning yang lebih kompleks dalam mempelajari data karena memiliki jaringan saraf dengan banyak lapisan neuron sehingga menghasilkan output nilai akurasi, presisi, dan recall yang lebih baik.

3.7 Visualisasi WordCloud

Visualisasi WordCloud pada Gambar 13. memperlihatkan kata yang paling sering muncul pada pembahasan kesehatan mental selama berlangsungnya pandemi Covid-19 di media sosial Twitter. Kesehatan mental dan kesehatan fisik saling berhubungan, hal ini dapat dilihat dengan adanya kata “fisik” yang memiliki 177 frekuensi kata pada keseluruhan data. Kesehatan mental banyak dikaitkan pada kalangan mahasiswa dan anak dengan kata “mahasiswa” memiliki frekuensi 86 dan kata “anak” memiliki frekuensi 135.



Gambar 13. Visualisasi WordCloud

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan algoritma *Deep Learning* memiliki performa yang lebih baik dalam menganalisis sentimen publik terhadap kesehatan mental selama berlangsungnya pandemi Covid-19 dengan nilai akurasi 86,46%, nilai presisi 89,54%, dan nilai *recall* 95,10% lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma Naïve Bayes dengan akurasi 76,52%, nilai presisi 87,97%, dan nilai *recall* 83,66%. Hasil evaluasi algoritma *Deep Learning* memiliki nilai lebih tinggi dikarenakan algoritma tersebut memiliki jaringan saraf dengan banyak lapisan unit neuron sehingga dapat mempelajari data dalam jumlah banyak dengan lebih kompleks. Hasil perbandingan sentimen positif 85% dan sentimen negatif 15% menunjukkan gambaran umum masyarakat terhadap kesehatan mental selama pandemi sangat baik sehingga setiap orang bisa saling bertukar informasi, memberikan saran, dan dukungan selama masa pandemi Covid-19.

Saran peneliti untuk penelitian yang akan dilakukan selanjutnya adalah dilakukan penelitian lanjutan dalam meminimalisir ketidakseimbangan data melalui penambahan jumlah dan variasi data dengan berbagai kata kunci sehingga pembelajaran model *machine learning* mendapatkan hasil yang lebih baik.

Daftar Pustaka

- [1] Y. Yunitasari and A. R. Putera, "Analisis Sentimen Masyarakat di Twitter Terkait Pandemi Covid-19," *Smatika J.*, vol. 11, no. 01, pp. 22–26, 2021, doi: 10.32664/smatika.v11i01.520.
- [2] A. Febriani, Y. A. Putri, S. Ayuni, and S. Saryono, "Kesehatan mental masyarakat selama pandemi covid-19: Literatur review," *Ris. Inf. Kesehat.*, vol. 10, no. 1, p. 43, 2021, doi: 10.30644/rik.v10i1.518.
- [3] L. S. Susilowati and F. G. Sukmono, "Digital Movement of Opinion Terhadap Hastag #KesehatanMental di Twitter Selama Pandemi Covid 19," *Komuniti J. Komun. dan Teknol. Inf.*, vol. 13, no. 2, pp. 124–146, 2021, doi: 10.23917/komuniti.v13i2.16196.
- [4] D. A. Pangestu, "Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Kesehatan Mental Selama Pandemi Covid-19 Di Media Sosial Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Dan Support Vector," *Jur. Stat. Fak. Mat. dan Ilmu Pengetah. Alam, Pengetah. Indones. Univ. Islam Yogyakarta*, 2020.
- [5] N. Ramdhani and R. H. Al-Fadillah, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Belajar Daring Selama Pandemi Covid-19 Dengan Deep Learning," *J. Siliwangi*, vol. 7, no. 2, p. 2021, 2021.
- [6] N. Fitriyah, B. Warsito, and D. A. I. Maruddani, "Analisis Sentimen Gojek Pada Media Sosial Twitter Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (Svm)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 376–390, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.28932.
- [7] Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, and Lailis Syafa'ah, "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 802–808, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3308.
- [8] M. Syarifuddin, "Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Covid-19 Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Knn," *INTI Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, pp. 23–28, 2020, doi: 10.33480/inti.v15i1.1347.
- [9] M. I. Mazdadi, R. Ramadhani, T. H. Saragih, and M. Haekal, "Klasifikasi Tanaman Jarak Pagar Menggunakan Algoritme Deep Learning H2O," *J. Komputasi*, vol. 9, no. 1, 2021, doi: 10.23960/komputasi.v9i1.2774.
- [10] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/view/369>.
- [11] L. L. Nezhyva, S. P. Palamar, and M. V. Marienko, "Clouds of words as a didactic tool in literary education of primary school children," *CEUR Workshop Proc.*, vol. 3085, pp. 381–393, 2022, doi: 10.55056/cte.127.
- [12] R. Aswini, P. Sari, and I. D. Jaya, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Pengguna My JNE," vol. 2, no. 03, pp. 215–221, 2021.
- [13] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Analisis Sentimen Ulasan SiCepat Ekspres Pada Twitter," *Pros. Semin. Nas. Mhs. Fak. Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 1723–1730, 2022, [Online]. Available: <http://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/senafiti/article/view/40>.