



**ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA MEDIA SOSIAL
TERHADAP APLIKASI M-HEALTH PEDULI LINDUNGI
DENGAN METODE LEXICON BASED DAN NAÏVE BAYES**

Riky Iskandar Syah^{1*}, Hoiriyah², Miftahul Walid³

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura,

³Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura.

*rikybongol7@gmail.com

Jl. Pondok Peantren Miftahul Ulum Bettet, Kabupaten Pamekasan, Jawa Timur, Indonesia

Keywords:

*peduli lindungi,
lexicon based,
naïve bayes,
sentiment
analysis*

Abstract

The Peduli Lindungi app was released to address Covid-19 and facilitate vaccination. Despite a data leak that lowered public trust, many still use it and support security improvements. However, some people are dissatisfied because of frequent bugs in registration and difficulty opening vaccination certificates. This study combines lexicon-based and Naïve Bayes analysis methods to understand the current public opinion on the Peduli Lindungi app. The data used comes from comments on the Youtube, Tiktok, and Twitter platforms. The model classification evaluation shows that on Tiktok and Youtube social media, people have neutral opinions followed by positive opinions, while on Twitter, people tend to have positive opinions. This shows that people tend to have a positive opinion on the Peduli Lindungi application. Meanwhile, the model performance evaluation shows that the combination of lexicon-based and naive bayes algorithms is less able to classify data from Twitter taken using tweet-harvest.

Article history:

Received : 31 May 2023

Revised : 29 June 2023

Accepted : 30 June 2023

Kata Kunci:

*peduli lindungi,
lexicon based,
naïve bayes,
analisis sentimen*

Abstrak

Aplikasi Peduli Lindungi dirilis untuk mengatasi Covid-19 dan memfasilitasi vaksinasi. Meskipun terjadi kebocoran data yang menurunkan kepercayaan masyarakat, masih banyak yang menggunakannya dan mendukung peningkatan keamanan. Namun, beberapa orang tidak puas karena sering mengalami bug pada pendaftaran dan kesulitan membuka sertifikat vaksinasi. Penelitian ini menggabungkan metode analisis Lexicon Based dan Naïve Bayes untuk memahami pendapat masyarakat terkini tentang aplikasi Peduli Lindungi. Data yang digunakan berasal dari komentar di platform Youtube, Tiktok, dan Twitter. Pada evaluasi klasifikasi model menunjukkan bahwa pada media sosial Tiktok dan Youtube masyarakat memiliki opini netral di susul dengan opini positif, sedangkan pada Twitter, masyarakat cenderung memiliki opini positif. Hal ini menunjukkan bahwa masyarakat cenderung memiliki opini positif pada aplikasi Peduli Lindungi. Sedangkan pada evaluasi kinerja model menunjukkan penggabungan algoritma Lexicon Based dan naive bayes kurang mampu

dalam mengklasifikasikan data dari Twitter yang diambil menggunakan tweet-harvest.

Pendahuluan

Aplikasi Peduli Lindungi merupakan aplikasi yang diluncurkan pada tahun 2020, aplikasi Peduli Lindungi ini tergolong baru. Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), Kementerian Kesehatan, Tentara Nasional Indonesia (TNI), Kepolisian Republik Indonesia (Polri), dan Kementerian Pendayagunaan Aparatur Negara dan Reformasi Birokrasi (PANRB) berkolaborasi mengembangkan aplikasi ini sebagai bagian dari Gugus Tugas Covid-19. Aplikasi ini didasarkan pada Keputusan Menteri Komunikasi dan Informatika Nomor 171 Tahun 2020 yang mengamanatkan pembuatan Aplikasi Peduli Lindungi untuk Penyelenggaraan Pemantauan Kesehatan [1]. Dalam perilisannya aplikasi Peduli Lindungi mengundang pertanyaan tentang kegunaannya dalam interaksi sosial [2]. Aplikasi Peduli Lindungi dirilis secara resmi oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika, Kementerian Kesehatan, BUMN, dan Panitia Penanganan Covid-19 dan Pemulihan Ekonomi Nasional [3].

Meskipun kehadirannya membantu pemerintah guna menangani penyebaran virus Covid-19 dan vaksinasi. Namun, dikarenakan suatu insiden besarnya kebocoran data pribadi, terutama identitas pribadi, kepercayaan masyarakat terhadap aplikasi tersebut sangat rendah. Meskipun terkendala insiden kebocoran data, aplikasi Peduli Lindungi masih banyak yang memakainya dan masyarakat juga memberikan *support* agar aplikasi berjalan lebih aman dan optimal. Akan tetapi, ada juga masyarakat yang merasa kurang senang dengan aplikasi ini dikarenakan sering terjadinya *bug* pada pendaftaran yang sering gagal dan sertifikat faksin tidak bisa dibuka. Penelitian terkait Aplikasi M-Health Peduli Lindungi pernah dilakukan oleh Puji dan Nuzuliarini mengenai analisis sentimen review aplikasi Peduli Lindungi yang mana proses klasifikasi

dilakukan pada situs play store menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Penelitian ini mendapatkan hasil akurasi yang baik sebesar 81,72% dengan AUC 0.856 yang termasuk dalam kategori Good Classification [4]. Penelitian tentang aplikasi Peduli Lindungi juga pernah dilakukan oleh Rizka et al menganalisis opini pada Social Media Twitter mengenai aplikasi Peduli Lindungi menggunakan Algoritma SVM, KNN, dan Regresi Logistik. Klasifikasi sentimen menggunakan algoritma regresi logistik dengan parameter $C=10$ dan $Penalty=L2$ adalah model terbaik untuk mengklasifikasikan data Twitter dengan perolehan nilai akurasi matriks sebesar 81,5%, recall 96,6%, precision 81,5%, dan f-1 88,4% [5]. Penelitian selanjutnya terkait aplikasi Peduli Lindungi dilakukan oleh. Penelitian serupa pernah dilakukan oleh Muhammad Reza et al dengan menganalisis opini pengguna aplikasi Peduli Lindungi pada play store berdasarkan ulasan pengguna dengan menggunakan metode Random Forest. Perolehan hasil dengan tree depth 65 dan jumlah tree 400 memperoleh the best value yaitu presisi 71%, recall 71%, F1-Score 71%, dan akurasi 72%, dengan rasio 90% data latih dan 10% data uji [6]. Penelitian yang dilakukan oleh Siswanto et al membandingkan nilai akurasi, presisi dan recall menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan kombinasi Lexicon Based dan Naïve Bayes untuk analisis sentimen pada review aplikasi tiktok pada platform Google Play Store. Hasil yang diperoleh dari hanya menggunakan algoritma Naïve Bayes yaitu akurasi 83%, presisi 78%, dan recall 69%. Sedangkan ketika kombinasi algoritma Lexicon Based dan Naïve Bayes yaitu akurasi 85%, presisi 91%, dan recall 93% [7].

Berdasarkan uraian penelitian sebelumnya, penelitian terkait aplikasi Peduli Lindungi rata-rata data yang digunakan berdasarkan

dari ulasan Google Play atau dari Twitter. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Siswanto et al dimana hasil dari kombinasi algoritma Lexicon Based dan Naïve Bayes lebih besar daripada hanya menggunakan algoritma Naïve Bayes pada review aplikasi tiktok pada platform Google Play Store [7]. Maka dalam penelitian ini data yang akan digunakan dari media sosial Youtube, Tiktok dan Twitter. Data opini pengguna pada aplikasi Peduli Lindungi dari Youtube, Tiktok, dan Twitter sebagai dataset. Dataset akan diolah menggunakan algoritma Lexicon Based sebagai metode pembobotan dan Naïve Bayes sebagai metode klasifikasi. Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan algoritma Lexicon Based dan Naïve Bayes untuk melakukan analisis dengan melihat bagaimana kedua algoritma tersebut dapat mengidentifikasi sentimen atau pandangan yang terkandung dalam komentar masyarakat di platform media sosial seperti Youtube, Tiktok, dan Twitter yang berkaitan dengan aplikasi Peduli Lindungi. Penelitian ini juga bertujuan untuk menguji kinerja dari kedua algoritma tersebut. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menggambarkan pendapat dari pengguna di media sosial Youtube, Tiktok dan Twitter mengenai aplikasi M-Health Peduli Lindungi, baik itu pendapat mendukung (positif), netral, maupun tidak (negatif). Hasil dari penelitian ini juga diharapkan dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan bagi pihak penerbit agar dapat membangun kembali aplikasi supaya lebih optimal. Penelitian ini juga diharapkan untuk menjadi bahan masukan untuk penelitian selanjutnya.

Menurut Pajri et al Penambangan teks, juga dikenal sebagai Penemuan *Knowledge Discovery in Text* (KDT), adalah proses memperoleh data berkualitas tinggi dari teks tidak terstruktur, seperti dokumen, video, dan gambar, serta dari teks semi-terstruktur (XML dan JSON) dan teks terstruktur (data RDBMS) [8]. Menurut Firdaus *Text mining* adalah proses penggalian atau pencarian data tekstual yang sebelumnya tidak diketahui untuk pola atau pengetahuan laten dan berguna dalam korpus. Ini juga dapat disebut sebagai penambangan data atau pencarian dalam bentuk teks, yang mencakup minat pada pengetahuan yang baru dibuat dan ditafsirkan sebagai stok data tekstual. Karena 80% dokumen informasi di setiap perusahaan

berbentuk teks, maka *text mining* sebagai subbidang ilmu *data mining* memiliki nilai komersial yang lebih tinggi daripada *data mining* itu sendiri [9].

Analisis sentimen merupakan subset dari *text mining* pada bidang interdisipliner untuk menelaah pendapat, emosi dan sentimen masyarakat, yang dimana strategi pemecahan masalah menggabungkan pendapat yang relevan dan terkonsolidasi dari beraneka ragam aspek keilmuan yang terkait sehingga dapat mengategorikan bahwa kalimat merupakan kalimat positif atau negatif [10], [11].

Lexicon Based Analysis adalah metode analisis sentimen yang populer pada media sosial karena mudah digunakan. Untuk analisis sentimen media sosial metode yang populer karena praktis digunakan adalah *Lexicon Based* [12]. *Lexicon Based* adalah pendekatan yang mencakup frasa, ekspresi, atau konten dalam bentuk teks yang biasa ditemukan di ruang obrolan, dialog, pesan, ulasan, dan lainnya. *Lexicon Based* adalah pendekatan yang menggunakan kamus sentimen yang mengandung kata positif, netral, dan kata negatif yang dipasangkan dengan kata dalam kalimat untuk mengetahui tingkat polaritasnya [13], [7].

Naïve Bayes Classifier adalah metode klasifikasi berdasarkan probabilitas dan *teorema Bayes*, yang mengasumsikan bahwa setiap variabel X adalah independen. Dengan kata lain, *naïve Bayesian classifier* mengasumsikan bahwa keberadaan satu atribut (variabel) tidak ada hubungannya dengan atribut (variabel) lainnya [14].

Aplikasi ini merupakan hasil dari upaya KOMINFO dalam menangani berbagai fenomena, termasuk penanggulangan bencana melalui model komunikasi, koordinasi, dan informasi berbasis teknologi. Aplikasi Peduli Lindungi juga merupakan bagian dari upaya penanggulangan bencana dan pemanfaatan media dalam konteks yang lebih luas [15]. Aplikasi ini bertujuan untuk memberikan solusi dalam melaksanakan survei kesehatan serta memberikan informasi dan koordinasi yang efektif dalam penanggulangan *Covid-19* [16].

Puji dan Nuzuliarini melakukan klasifikasi mengenai analisis sentimen aplikasi Peduli Lindungi dengan metode *K-Nearest Neighbor*. Data pada penelitian ini diambil dari play store aplikasi Peduli Lindungi. Dimana ada 200 ulasan data, dengan 100 ulasan positif dan 100 ulasan negatif. Hasil dari penelitian tersebut memperoleh nilai akurasi yang baik sebesar 81,72% dengan AUC sebesar 0,856, pengelompokan nilai AUC sebesar 0,856 termasuk dalam kelompok klasifikasi baik. Oleh karena itu, metode *K-Nearest Neighbor* termasuk mampu dalam menganalisis nilai opini dari ulasan aplikasi Peduli Lindungi [4]. Hiras dan Yusran memanfaatkan metode *Nave Bayes* dan *Support Vector Machine* untuk menganalisa sentimen pengguna Peduli Lindungi selama pandemi Covid-19. dataset diperoleh dari play store. Hasil yang diperoleh nilai akurasi 89,05% pada *Support Vector Machine* dengan TF IDF *Vectorizer* mengungguli *Naive Bayes* dengan TF-IDF *Vectorizer* dengan nilai akurasi 82,57%, *Support Vector Machine* dengan *Count Vectorizer* dengan akurasi 86,99%, dan *Naive Bayes* dengan *Count Vectorizer* dengan nilai akurasi 82,57% [17].

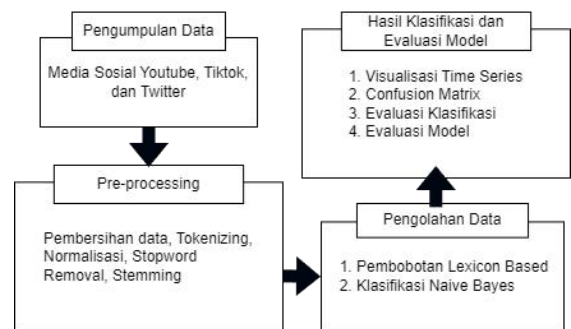
Muhammad Reza et al mengimplementasikan metode *Random Forest* untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi Peduli Lindungi, data diperoleh dari ulasan pada *play store* menggunakan teknik *Scrapping*. Hasil yang diperoleh dengan *tree depth* 65 dan jumlah *tree* 400 memperoleh *the best value* yaitu presisi 71%, recall 71%, F1-Score 71%, dan akurasi 72%, dengan rasio 90% data latih dan 10% data uji [6].

Locarso melaukan analisis sentimen masyarakat pada aplikasi Peduli Lindungi yang bertujuan membangun sistem yang dapat menganalisis sentimen dari masyarakat supaya mudah diseleksi oleh pihak berwajib menggunakan algoritma *Naive Bayes classifer*. Penelitian tersebut menggunakan data ulasan aplikasi Peduli Lindungi pada Google Play Store. Jumlah data yang dikumpulkan sebesar 1179 data latih dan data uji dengan rasio 70:30, dan klasifikasi data uji menghasilkan hasil dengan nilai akurasi 83,3% [18]. Nelsih et al melakukan analisis sentimen untuk mengetahui bagaimana opini pengguna aplikasi Peduli Lindungi menggunakan metode *Improved K-Nearest Neighbor*, kemudian mendeteksi sentimen tersebut masuk pada sentimen positif apa negatif ataupun netral. Hasil pengujian pada

penelitian memperoleh nilai akurasi tertinggi pada k-values 20 sebesar 85% pada analisis sentimen terhadap *tweet* berbahasa Indonesia [19]. Putri Arta mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aspek aplikasi dan memberikan wawasan dan pengetahuan untuk meningkatkan kualitas aplikasi Peduli Lindungi. Metode klasifiikasi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasil penelitian ini skor f1 sebesar 92,23 persen pada klasifikasi aspek dan 95,13 persen pada klasifikasi sentimen, hasilnya menunjukkan bahwa model CNN dapat bekerja dengan sangat baik [20].

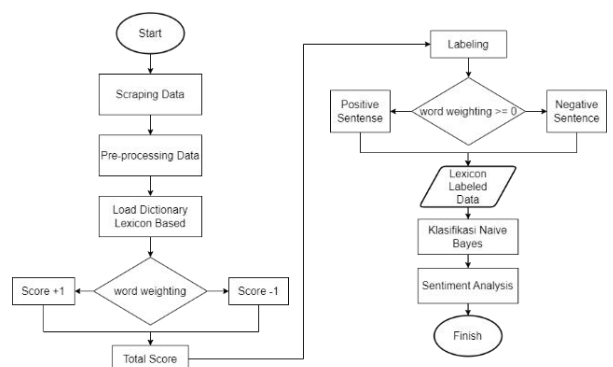
Metode

Untuk memastikan hasil yang diantisipasi sesuai dengan tujuan semula, metodologi penelitian memberikan pedoman berupa tahapan atau proses. Desain proses metodologi penelitian tertata dengan baik dan tepat. Gambar di bawah menggambarkan alur desain penelitian ini.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Pada penelitian ini akan dilakukan penggabungan metode *Lexicon Based* dan *Naive Bayes* dimana *Lexicon* digunakan untuk pelabelan dan *Naive Bayes* digunakan untuk Klasifikasi. Proses tersebut dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Proses Klasifikasi

A. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data yang dikumpulkan adalah data komentar pada video yang berisi opini pengguna terhadap Aplikasi Peduli Lindungi. Data diambil menggunakan aplikasi Netlytic [21] pada Youtube, sedangkan pengambilan data pada Tiktok menggunakan aplikasi cubernetes tiktokcommentscraper dengan bantuan inspect element pada browser, dan data pada Twitter diambil menggunakan tweet-harvest.

B. Preprocessing

Pada tahap ini melakukan penyeleksian data supaya bentuk kata yang tidak terstruktur ditransformasikan menjadi kata yang terstruktur dengan melalui tahapan-tahapan berikut:

1. Pembersihan Data

Pada tahap ini, bertujuan untuk menghilangkan perbedaan yang ada pada dataset opini. Tahapan yang akan dilakukan dalam pembersihan yaitu menghilangkan angka, spasi kosong, tanda hubung, tanda baca, menghilangkan hyperlinks, menghapus kalimat duplikat, case folding yaitu melakukan perubahan pada kumpulan kata menjadi bentuk yang sama, missal karakter huruf besar menjadi huruf kecil, dan replace pengulangan kata.

2. Tokenizing

Tahap ini membagi sebuah teks, kalimat, paragraf atau dokumen menjadi beberapa potongan kata yang dikenal sebagai token atau term. Token dapat dibentuk dalam kata, frasa, atau elemen yang bermakna lainnya.

3. Normalization

Pada tahap ini melakukan perubahan pada kata slang atau kata gaul maupun typo menjadi kata baku yang biasanya sering muncul di media sosial.

4. Stopwords Removal

Tahap ini menghapus kata yang sering diulang atau sering digunakan dan tidak terlalu penting, kata yang tidak berarti dan tidak mengandung sentimen, tetapi banyak digunakan dalam teks.

5. Stemming

Pada tahap ini, kata akan diubah menjadi kata dasar berdasarkan struktur bahasa yang dipakai.

C. Pengolahan Data

1. Pembobotan Lexicon Based

Dalam penelitian ini Lexicon Based digunakan untuk proses pembobotan sentimen dari setiap kata yang terdapat pada dataset, dengan menggunakan library vader sentiment sehingga mendapatkan score polarity. Hasil dari vader sentiment berupa polaritas negatif, netral, dan positif dengan tambahan skor total atau compound score. Dimana jika polarity > 0 berupa positif, jika = 0 berupa netral, dan jika < 0 berupa negatif [12]. Lexicon Based melibatkan sejumlah langkah, seperti menentukan polaritas kata, menangani negasi, dan menetapkan skor untuk setiap entitas [22] Berikut persamaan dari proses klasifikasi Lexicon:

$$Score(e) = \sum_{wi:wi \in L \cap wi \in S} \frac{wi \cdot so}{dis(wi, e)} \tag{1}$$

Pada proses pebobotan tentunya memerlukan sebuah code. Berikut code dalam pembobotan data berbasis lexicon dengan library vader sentiment:

```
#Import Vader Sentiment
from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
analysis = SentimentIntensityAnalyzer()
scores = [analysis.polarity_scores(x) for x in df['Stemming']]
print(scores)

#Memasukkan hasil pembobotan kedalam kolom dataset
df['Negatif'] = [x['neg'] for x in scores]
df['Netral'] = [x['neu'] for x in scores]
df['Positif'] = [x['pos'] for x in scores]
df['Compound_Score'] = [x['compound'] for x in scores]
```

Gambar 3. Code Pembobotan Lexicon Based

2. Klasifikasi Naive Bayes

Setelah pembobotan data, selanjutnya melakukan klasifikasi data. Tapi sebelum melakukan klasifikasi data dengan algoritma Naive Bayes, data terlebih dahulu dibagi menjadi data training dan data testing. Pembagian data dilakukan dengan memanfaatkan library python yaitu train_test_split dari sklearn.model_selection dengan perbandingan 80:20, yang artinya data training sebanyak 80% dan data testing 20%. Algoritma Naive Bayes Classifier yang menggunakan konsep kesempatan, atau biasa dikenal dengan probabilitas, untuk analisis sentimen disebut Naive Bayes Classifier. Algoritma yang ramah pengguna dan sederhana juga berisi Naive Bayes Classifier, yang dapat menggunakan hasilnya untuk mengevaluasi klasifikasi yang baik

dari suatu peristiwa [23] Berikut rumus untuk menghitung nilai probabilitas metode klasifikasi *Naive Bayes*:

$$P(Y|Z) = \frac{P(Z|Y) \times P(Y)}{P(Z)} \tag{2}$$

Dimana :

Y = Dugaan sementara data dari suatu class spesifik

Z = Data dengan class yang belum diketahui

P(Y | Z) = Peluang taksiran Y dengan syarat Z (probabilitas posterior)

P(Y) = Peluang taksiran Y (probabilitas prior)

P(Z | Y) = Peluang taksiran Z dengan Y

P(Z) = Peluang Z

Keterangan :

Probabilitas posterior : kemungkinan terdapat kelas Y

Probabilitas prior : kemungkinan sampel awal kelas Z

Pada proses klasifikasi tentunya memerlukan sebuah *code*. Berikut *code* dalam klasifikasi data *naive bayes* dengan *scikit-learn (sklearn)*:

```
#Import Sklearn MultinomialNB!
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB

# Classifier data
mnb = MultinomialNB()
#memasukkan training data kedalam classifier
mnb.fit(train, np.ravel(label_train))

#memasukkan testing data ke variabel y_predict
predict = mnb.predict(test)

# test_label = label_test.reshape((1, -1))
test_label = np.ravel(label_test)
# print(hasil predict)
print("data sebenarnya =", test_label)
print("hasil prediksi = ", predict)
print(classification_report(test_label, predict))
print(confusion_matrix(test_label, predict))
```

Gambar 4. Code Klasifikasi Naive Bayes

D. Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Model

Tahap ini melakukan visualisasi *time series* dan evaluasi presisi, *recall*, *f1-score* dan akurasi guna mengetahui tingkat akurasi algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasikan data untuk mengevaluasi kinerja model dan ditampilkan dalam bentuk grafik [24]. Tingkat keberhasilan sistem dalam pengujian data

dievaluasi melalui pengujian dengan menggunakan *library Classification_report scikit-learn Python*. *Classification_report* adalah laporan evaluasi kinerja model klasifikasi. Laporan ini mencakup beberapa metrik, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1_score*.. *Classification_report* bekerja dengan membandingkan data aktual dengan prediksi yang dibuat oleh model.

Nilai-nilai tersebut bisa lebih mudah dihitung, ketika hasil prediksi ditampilkan dalam *confusion matrix* [24]. Berikut ini adalah gambaran dari *confusion matrix* dengan 3 kelas sentimen:

Tabel 1. Confusion Matrix

	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Prediksi Positif
Aktual Negatif	TNegNeg	NegFNet	NegFP
Aktual Netral	NetFNeg	TNetNets	NetFP
Aktual Positif	PFNeg	PFNet	TPP

Keterangan:

1. TPP (True Positive Positive) = jumlah dokumen dari kelas positif diklasifikasikan sebagai kelas positif
2. TNegNeg (True Negative Negative) = jumlah dokumen dari kelas negatif diklasifikasikan sebagai kelas negatif
3. TNetNet (True Netral Netral) = jumlah dokumen dari kelas netral diklasifikasikan sebagai kelas netral
4. PFNeg (Positive False Negatif) = jumlah dokumen dari kelas positif diklasifikasikan sebagai kelas negatif
5. NegFP (Negatif False Positive) = jumlah dokumen dari kelas negatif diklasifikasikan sebagai kelas positif
6. PFNet (Positive False Netral) = jumlah dokumen dari kelas positif diklasifikasikan sebagai kelas netral
7. NetFP (Netral False Positive) = jumlah dokumen dari kelas netral diklasifikasikan sebagai kelas positif
8. NetFNeg (Netral False Negatif) = jumlah dokumen dari kelas netral diklasifikasikan sebagai kelas negatif

- NegFNet(Negatif False Netral) = jumlah dokumen dari kelas negatif diklasifikasikan sebagai kelas netral

Dalam menghitung nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* memerlukan suatu rumus [25].Rumus untuk menghitung metrik evaluasi pada setiap kategori sentimen adalah sebagai berikut:

- Akurasi = $(TPP + TNegNeg + TNetNet) / Total$
- Presisi = $TPP / (TPP + NegFP + NetFP)$
- Recall* = $TPP / (TPP + PFNeg + PFNet)$
- F1-score* = $2 * (Presisi * Recall) / (Presisi + Recall)$

Pembahasan

A. Pengumpulan data

Dalam penelitian ini, data yang diolah berasal dari beberapa tweet pada twitter dan komentar beberapa video pada media sosial *youtube*, *tiktok* dan *Twitter* dengan memasukkan *keyword* Peduli Lindungi dan SatuSehat. Pengambilan data diambil dari bulan Pebruari – bulan Mei dengan perolehan data sejumlah 2021 data pada *twitter*, 2113 data pada *youtube*, dan 572 data pada *tiktok*. Histori pengambilan data dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2. Histori Pengambilan Data

Tanggal	Tiktok	Youtube	Twitter
08-02-2023	-	143	-
28-02-2023	58	-	-
07-03-2023	413	-	-
08-03-2023	-	1324	-
10-03-2023	-	-	915
11-03-2023	65	-	-
16-03-2023	-	596	-
19-03-2023	20	-	136
24-03-2023	-	-	92
31-03-2023	-	-	462
20-04-2023	16	-	88
29-04-2023	-	-	221
09-05-2023	-	50	-
18-05-2023	-	-	107
Jumlah	572	2.113	2.021

B. Pre-Processing Data

1. Pembersihan Data

Pada tahap ini, setelah data berhasil didapatkan selanjutnya data dibersihkan untuk menghilangkan perbedaan yang ada dalam data. Ada beberapa tahapan dalam proses ini diantaranya *cleaning* data dan *case folding* data. Berikut merupakan hasil pembersihan data:

Tabel 3. Hasil Pembersihan Data

Text	CleaningData	CaseFolding
Ekonomi sudah hancur akibat PPKM berkepanjangan. Jangan lagi mempersulit pergerakan masyarakat. Imunitas kawanan sudah terbentuk.	Ekonomi sudah hancur akibat PPKM berkepanjangan. Jangan lagi mempersulit pergerakan masyarakat. Imunitas kawanan sudah terbentuk.	ekonomi sudah hancur akibat ppkm berkepanjangan. jangan lagi mempersulit pergerakan masyarakat. imunitas kawanan sudah terbentuk
Ga bisa bro, masuk via email atau no.telpon	Ga bisa bro masuk via email atau no telpon	ga bisa bro masuk via email atau no telpon
cara donwload sertifikat nya bagaimana dah?	cara donwload sertifikat nya bagaimana dah	cara donwload sertifikat nya bagaimana dah

2. Tokenizing

Setelah data dibersihkan, selanjutnya dilakukan pemisahan kalimat menjadi bentuk token. Berikut merupakan hasil *tokenizing*:

Tabel 4. Hasil Tokenizing

CaseFolding	Tokenizing
ekonomi sudah hancur akibat ppkm berkepanjangan. jangan lagi mempersulit pergerakan masyarakat. imunitas kawanan sudah terbentuk	['ekonomi', 'sudah', 'hancur', 'akibat', 'ppkm', 'berkepanjangan', 'jangan', 'lagi', 'mempersulit', 'pergerakan', 'masyarakat', 'imunitas', 'kawanan', 'sudah', 'terbentuk']
ga bisa bro masuk via email atau no telpon	['ga', 'bisa', 'bro', 'masuk', 'via', 'email', 'atau', 'no', 'telpon']
cara donwload sertifikat nya bagaimana dah	['cara', 'donwload', 'sertifikat', 'nya',

	'bagaimana', 'dah']
--	---------------------

Pada tabel 4 menunjukkan hasil *tokenizing* dimana dalam proses ini kalimat yang sudah dibersihkan dipisah menjadi bentuk token. Token tersebut dilakukan dengan bantuan nltk (*natural language toolkit*) yaitu salah satu library python yang berfokus pada pemrosesan data teks.

3. Normalization

Setelah data dibentuk menjadi token, selanjutnya dilakukan normalisasi. Berikut merupakan hasil normalisasi data:

Tabel 5. Hasil Normalisasi

Tokenizing	Normalisasi
['ekonomi', 'sudah', 'hancur', 'akibat', 'ppkm', 'berkepanjangan', 'jangan', 'lagi', 'mempersulit', 'pergerakan', 'masyarakat', 'imunitas', 'kawanannya', 'sudah', 'terbentuk']	['ekonomi', 'sudah', 'hancur', 'akibat', 'ppkm', 'berkepanjangan', 'jangan', 'lagi', 'mempersulit', 'pergerakan', 'masyarakat', 'imunitas', 'kawanannya', 'sudah', 'terbentuk']
['ga', 'bisa', 'bro', 'masuk', 'via', 'email', 'atau', 'no', 'telepon']	['tidak', 'bisa', 'bro', 'masuk', 'via', 'email', 'atau', 'no', 'telepon']
['cara', 'download', 'sertifikat', 'nya', 'bagaimana', 'dah']	['cara', 'download', 'sertifikat', 'nya', 'bagaimana', 'sudah']

Normalisasi yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu merubah kata gaul dan singkatan menjadi kata yang sebenarnya. Setelah itu data dirubah Kembali menjadi bentuk kata baku. Pada tabel 5 menunjukkan hasil perubahan kata berbahasa gaul dan singkatan menjadi kata yang sebenarnya dan baku sesuai dengan KBBI.

4. Stopword Removal

Setelah data dinormalisasi, selanjutnya proses *stopword removal*. Berikut merupakan hasil *stopword removal*:

Tabel 6. Hasil Stopword Removal

Normalization	Stopword
---------------	----------

['ekonomi', 'sudah', 'hancur', 'akibat', 'ppkm', 'berkepanjangan', 'jangan', 'lagi', 'mempersulit', 'pergerakan', 'masyarakat', 'imunitas', 'kawanannya', 'sudah', 'terbentuk']	['ekonomi hancur akibat ppkm berkepanjangan mempersulit pergerakan masyarakat imunitas kawanannya terbentuk']
['tidak', 'bisa', 'bro', 'masuk', 'via', 'email', 'atau', 'no', 'telepon']	['bro via email no telepon']
['cara', 'download', 'sertifikat', 'nya', 'bagaimana', 'sudah']	['download sertifikat']

Pada tabel 6 ditunjukkan hasil penghapusan *stopword*. Dalam tahapan ini dilakukan penghapusan terhadap kata yang tidak dibutuhkan dalam kalimat.

5. Stemming

Setelah proses normalisasi selesai, selanjutnya dilakukan proses *stemming*. Berikut merupakan hasil *stemming*:

Tabel 7. Hasil Stemming

Stopword	Stemming
['ekonomi hancur akibat ppkm berkepanjangan mempersulit pergerakan masyarakat imunitas kawanannya terbentuk']	['ekonomi hancur akibat ppkm panjang sulit gera masyarakat imunitas kawanannya terbentuk']
['bro via email no telepon']	['bro via email no telepon']
['download sertifikat']	['download sertifikat']

Pada tabel 7 ditunjukkan proses *stemming* yaitu perubahan kata menjadi kata dasar dengan menghilangkan kata imbuhan. Tahapan ini dilakukan dengan bantuan *library python* yaitu *StemmerFactory* dari Sastrawi dan *swifter* untuk mempercepat proses *stemming*.

C. Pengolahan Data

1. Pembobotan Lexicon Based

Pada penelitian ini langkah pertama dalam pengolahan data yaitu pembobotan, dimulai dari menerjemahkan teks berbahasa Indonesia menjadi teks berbahasa Inggris. Proses penerjemahan dilakukan dengan bantuan *library python* yaitu *translate* dari *googleTrans*. Setelah data berhasil diterjemahkan, data kemudian diberikan

bobot menggunakan *library vader sentiment*, setelah selesai data kemudian disimpan dalam bentuk tabel dengan format .csv. Hasil dari pembobotan data dapat dilihat pada tabel dibawah:

Tabel 8. Hasil Pembobotan Lexicon Based

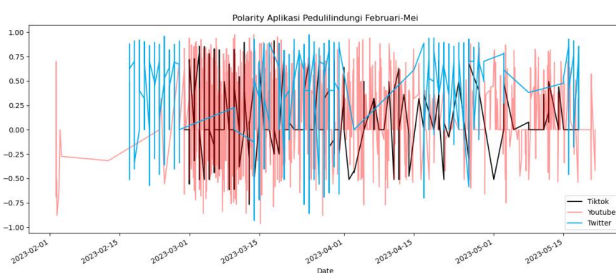
Text	Compound_Score
['the economy is destroyed due to the long-term PPCM, it is difficult for the community to form immunity']	-0,6908
['bro via email phone no']	0,0000
['download certificate']	0.0000

Pada tabel 8 ditunjukkan hasil pembobotan dengan *Lexicon Based* menggunakan *library vader sentiment*. Dimana jika skor total > 0 dikategorikan sebagai positif, jika skor total = 0 dikategorikan netral, dan jika skor total < 0 dikategorikan negatif.

D. Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Model

1. Visualisasi Time Series

Setelah melalui proses preprocessing dan pembobotan, dilanjut dengan memvisualisasikan data hasil pembobotan sebelumnya dalam bentuk *line chart*. berikut hasil dari visualisasi *time series*:



Gambar 5. Hasil Line Chart Time Series

Pada gambar 5, dapat dilihat hasil dari visualisasi *line chart time series* pergerakan polarity terhadap aplikasi Peduli Lindungi dari bulan Pebruari – bulan Mei pada 3 media sosial. Dimana dapat dilihat bahwa maraknya perbincangan aplikasi Peduli Lindungi pada 3 media sosial terjadi dari akhir bulan Pebruari sampai awal bulan april dilihat dari banyaknya garis yang menumpuk.

2. Hasil Pengukuran Confusion Matrix

Hasil dari penelitian diukur dengan *confusion matrix*, pada tabel 9 dapat dilihat bahwa sistem mengklasifikasikan 6 komentar negatif dengan benar (True Negative), 54 komentar netral dengan benar (True Neutral), dan 30 komentar positif dengan benar (True Positive) pada Tiktok.

Tabel 9. Hasil Confusion Matrix Tiktok

	False Negative	False Neutral	False Positive
True Negative	6	2	2
True Neutral	0	54	0
True Positive	0	5	30

Pada tabel 10 dapat dilihat bahwa sistem mengklasifikasikan 28 komentar negatif dengan benar (True Negative), 195 komentar netral dengan benar (True Neutral), dan 124 komentar positif dengan benar (True Positive) pada Youtube.

Tabel 10. Hasil Confusion Matrix Youtube

	False Negative	False Neutral	False Positive
True Negative	28	15	15
True Neutral	0	195	3
True Positive	0	4	124

Pada tabel 11 dapat dilihat bahwa sistem mengklasifikasikan 0 komentar negatif dengan benar (True Negative), 0 komentar netral dengan benar (True Neutral), dan 200 komentar positif dengan benar (True Positive) pada Twitter.

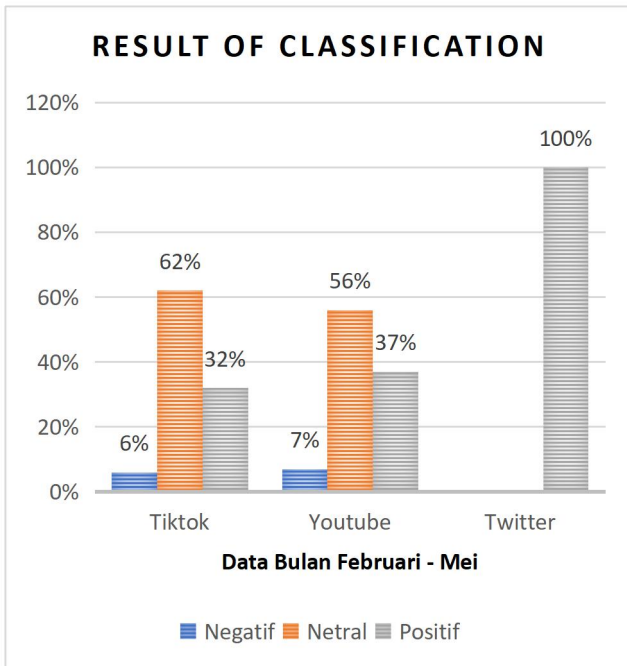
Tabel 11. Hasil Confusion Matrix Twitter

	False Negative	False Neutral	False Positive
True Negative	0	0	24
True Neutral	0	0	60
True Positive	0	0	200

3. Hasil Evaluasi Klasifikasi Naïve Bayes

Pada tahap ini, mengimplementasikan metode *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasi sentimen negatif, positif dan netral dari data yang digunakan. Setelah data sudah diproses

pada tahap *pre-processing* dan pembobotan data, dilanjutkan dengan mengklasifikasi dengan model *Naive Bayes*. Dimana langkah pertama melakukan pembagian data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 80:20, yang artinya data *training* sebanyak 80% dan data *testing* 20%. Kemudian dilanjutkan dengan melakukan validasi model menggunakan data uji yang telah dibagi untuk menghasilkan prediksi klasifikasi data. Berikut hasil klasifikasi data dengan *Naive Bayes*:

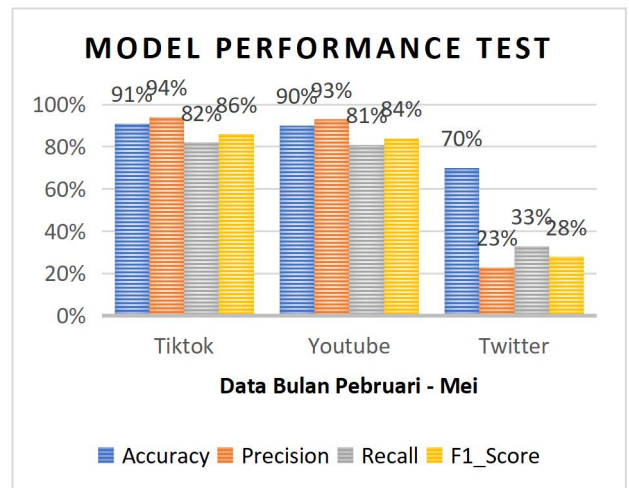


Gambar 6. Hasil Klasifikasi Model

Pada Gambar 6 terlihat bahwa hasil klasifikasi opini publik pada media sosial tiktok terhadap aplikasi Peduli Lindungi cenderung memiliki opini netral dilihat dari masing-masing nilai opini yaitu 6% negatif, 62% netral dan 32% positif. Pada media sosial youtube juga cenderung memiliki opini netral dimana masing-masing nilai opini yaitu 7% negatif, 56% netral dan 37% positif. Sedangkan pada media sosial twitter didominasi oleh opini positif dimana pada opini positif mendapat nilai 100%.

4. Hasil Evaluasi Model

Setelah mengklasifikasikan data, dilakukan evaluasi kinerja model untuk menilai sejauh mana model yang telah dibuat berhasil.



Gambar 7. Hasil Evaluasi Model

Hasil pengujian model dari ketiga set data ditunjukkan pada Gambar 7. Hasilnya, data yang diambil dari tiktok setelah diuji memperoleh nilai akurasi sebesar 91%, presisi 94%, recall 82%, dan f1_scores 86%. Data yang diambil dari youtube memperoleh nilai akurasi sebesar 90%, presisi 93%, recall 81%, dan f1_scores 84%. Sedangkan data yang diambil dari twitter memperoleh hasil akurasi sebesar 70%, presisi 23%, recall 33%, dan f1-scores 28%.

Hasil

Penelitian ini diharapkan dapat menggambarkan pendapat dari pengguna di media sosial Youtube, Tiktok dan Twitter mengenai aplikasi M-Health Peduli Lindungi, baik itu pendapat mendukung (positif), netral, maupun tidak (negatif) dan juga diharapkan dengan adanya penelitian ini pihak penerbit dapat membangun kembali aplikasi supaya lebih aman dan optimal. Pengambilan data dilakukan dalam kurun waktu 4 bulan mulai dari pertengahan bulan Pebruari sampai pertengahan bulan Mei. Hal ini dilakukan untuk melihat bagaimana perkembangan opini masyarakat terhadap aplikasi M-Health hingga saat ini. data akan diproses dengan mengkombinasikan metode Lexicon Based sebagai metode pembobot dan naive bayes sebagai metode klasifikasi.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa pendapat masyarakat cenderung negatif, terlihat dari gambar 6 dimana persentase negatif 6%, netral 62%, positif 32% pada media sosial Tiktok. 7% negatif, 56% netral, 37% positif pada media sosial Youtube. 100%

positif pada media sosial Twitter, dengan jumlah keseluruhan 13 skor negatif, 118 skor netral, 169 skor positif. Sedangkan hasil dari pengujian model ketiga dataset ditunjukkan pada gambar 7. Hasilnya, data yang diambil dari tiktok setelah diuji memperoleh nilai akurasi sebesar 91%, presisi 94%, recall 82%, dan f1_scores 86%. Data yang diambil dari youtube memperoleh nilai akurasi sebesar 90%, presisi 93%, recall 81%, dan f1_scores 84%. Sedangkan data yang diambil dari twitter memperoleh hasil akurasi sebesar 70%, presisi 23%, recall 33%, dan f1-scores 28%. dari hasil tersebut pengkombinasian metode Lexicon Based dan Naive Bayes ini memiliki akurasi yang sangat tinggi pada media sosial Tiktok dan Youtube, sedangkan kurang mampu pada media sosial Twitter yang mana data diambil menggunakan tweet-harvest. sehingga untuk penelitian selanjutnya pada media sosial Twitter pengambilan data dilakukan dengan cara lain seperti menggunakan tweet API maupun aplikasi Netlytic.

Kesimpulan dan Saran

Analisis sentimen menggunakan kombinasi Lexicon Based dan naive bayes terkait aplikasi Peduli Lindungi pada media sosial Youtube, Tiktok dan Twitter memperoleh akurasi sebesar 91%, presisi 94%, recall 82%, dan f1_scores 86%, pada Youtube memperoleh akurasi sebesar 90%, presisi 93%, recall 81%, dan f1_scores 84%. Namun, model tidak memberikan hasil yang baik untuk data dari Twitter, dengan akurasi yang relatif rendah dan nilai presisi, recall, serta F1-score yang kurang memuaskan dimana memperoleh akurasi sebesar 70%, presisi 23%, recall 33%, dan f1-scores 28%. Hal ini menunjukkan penggabungan algoritma Lexicon Based dan naive bayes kurang mampu dalam mengklasifikasikan data dari Twitter yang diambil menggunakan tweet-harvest. Sedangkan hasil klasifikasi sentimen pada Tiktok yaitu 6% negatif, 62% netral dan 32% positif. Pada youtube yaitu 7% negatif, 56% netral dan 37% positif. Sedangkan pada media sosial twitter didominasi oleh opini positif dimana pada opini positif mendapat nilai 100%. Hal ini menunjukkan bahwa pada media sosial Tiktok dan Youtube masyarakat yang cenderung memiliki opini netral, sedangkan pada Twitter, masyarakat cenderung memiliki opini positif. Harapan dari hasil penelitian ini

dapat memberikan kontribusi dalam pembuatan dapat membantu pihak penerbit agar dapat membangun kembali aplikasi supaya lebih optimal. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa kekurangan. Salah satunya adalah proses penelitian yang hanya mengandalkan sistem otomatis tanpa melibatkan pengolahan manual oleh ahli bahasa dan sastra. Selain itu, proses pengumpulan data masih dilakukan secara manual dan hanya dilakukan selama rentang waktu 4 bulan. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya, direkomendasikan untuk melakukan pengumpulan data secara otomatis dengan rentang waktu yang lebih panjang dan volume data yang lebih besar. Selain itu, disarankan juga untuk menguji data dengan berbagai metode klasifikasi yang berbeda, seperti *Support Vector machine*, *Random Forest*, dan metode lainnya.

Referensi

- [1] A. Fastyaningsih, D. Priyantika, F. T. Widyastuti, And A. R. Herawati, "Keberhasilan Aplikasi Pedulilindungi Terhadap Kebijakan Percepatan Vaksinasi Dan Akses Pelayanan Publik Di Indonesia," Vol. 6, No. 2, Pp. 95–109, 2021.
- [2] Z. Rais, F. T. T. Hakiki, And R. Aprianti, "Sentiment Analysis Of Peduli Lindungi Application Using The Naive Bayes Method," *j. Scimathedu*, Vol. 11, No. 1, Pp. 23–29, Jun. 2022, Doi: 10.35877/Sainsmat794.
- [3] H. Wijayanto, D. Daryono, And S. Nasiroh, "Analisis Forensik Pada Aplikasi Peduli Lindungi Terhadap Kebocoran Data Pribadi," *Tikomsin*, Vol. 9, No. 2, p. 11, Nov. 2021, Doi: 10.30646/Tikomsin.v9i2.572.
- [4] P. Astuti And N. Nuris, "Penerapan Algoritma Knn Pada Analisis Sentimen Review Aplikasi Peduli Lindungi," *Co-Science*, Vol. 2, No. 2, Pp. 137–142, Jul. 2022, Doi: 10.31294/Coscience.v2i2.1258.
- [5] R. Akmalia, I. Slamet, And H. Pratiwi, "Analisis Sentimen Twitter Berbahasa Indonesia Terhadap Aplikasi Pedulilindungi Dengan Algoritma Svm, Knn, Dan Regresi Logistik," *Psnmu*, Pp. 150–156, May 2022, Doi: 10.30862/Psnmu.v7i1.21.
- [6] M. R. U. Pulungan, D. E. Ratnawati, And B. Rahayudi, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pedulilindungi Dengan Metode Random Forest," *Jurnal Pengembangan*

- Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, Vol. 6, No. 9, Pp. 4378–4385, 2022.
- [7] S. Siswanto, Z. Mar’Ah, A. S. D. Sabir, T. Hidayat, F. A. Adhel, And W. S. Amni, “The Sentiment Analysis Using Naïve Bayes With Lexicon-Based Feature On Tiktok Application,” *Jv*, Vol. 6, No. 1, Pp. 89–96, Nov. 2022, Doi: 10.30812/Varian.v6i1.2205.
- [8] D. Pajri, Y. Umaidah, And T. N. Padilah, “K-Nearest Neighbor Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Analisis Sentimen Terhadap Tokopedia,” *Jutisi*, Vol. 6, No. 2, Aug. 2020, Doi: 10.28932/Jutisi.v6i2.2658.
- [9] A. Firdaus And W. I. Firdaus, “Text Mining Dan Pola Algoritma Dalam Penyelesaian Masalah Informasi : (Sebuah Ulasan),” Vol. 13, No. 1, 2021.
- [10] E. Y. Hidayat, R. W. Hardiansyah, And A. Affandy, “Analisis Sentimen Twitter Untuk Menilai Opini Terhadap Perusahaan Publik Menggunakan Algoritma Deep Neural Network,” *Teknosi*, Vol. 7, No. 2, Pp. 108–118, Sep. 2021, Doi: 10.25077/Teknosi.v7i2.2021.108-118.
- [11] A. Y. Permana And M. M. Effendi, “Analisis Sentimen Pada Teks Opini Penilaian Kinerja Dosen Dengan Pendekatan Algoritma Knn,” *Jikstik*, Vol. 19, No. 1, Mar. 2020, Doi: 10.32409/Jikstik.19.1.154.
- [12] R. Mahendrajaya, G. A. Buntoro, And M. B. Setyawan, “Analisis Sentimen Pengguna Gopay Menggunakan Metode Lexicon Based Dan Support Vector Machine,” *Jkt*, Vol. 3, No. 2, p. 52, Oct. 2019, Doi: 10.24269/Jkt.v3i2.270.
- [13] M. Al Khadafi, Kurnia Paranitha Kartika, And Filda Febrinita, “Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Lexicon Based Untuk Analisis Sentimen Cyberbullying Pada Bpjs,” *Jati*, Vol. 6, No. 2, Pp. 725–733, Oct. 2022, Doi: 10.36040/Jati.v6i2.5633.
- [14] G. A. Buntoro, “Analisis Sentimen Calon Gubernur Dki Jakarta 2017 Di Twitter,” *Journal Of Information Technology*, Vol. 2, No. 1, Mar. 2017, Doi: 10.31284/j.Integer.2017.v2i1.95.
- [15] A. Noviriandini, H. Hermanto, And Y. Yudhistira, “Klasifikasi Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Analisa Sentimen Pengguna Aplikasi Pedulilindungi,” *Jika*, Vol. 6, No. 1, p. 50, Apr. 2022, Doi: 10.31000/Jika.v6i1.5681.
- [16] C. E. Putri And R. E. Hamzah, “Aplikasi Pedulilindungi Mitigasi Bencana Covid-19 Di Indonesia,” *Pustakom*, Vol. 4, No. 1, Pp. 66–78, Apr. 2021, Doi: 10.32509/Pustakom.v4i1.1321.
- [17] H. P. Doloksaribu And Y. T. Samuel, “Komparasi Algoritma Data Mining Untuk Analisis Sentimen Aplikasi Pedulilindungi,” *Jti*, Vol. 16, No. 1, Pp. 1–11, Jan. 2022, Doi: 10.47111/Jti.v16i1.3747.
- [18] G. K. Locarso, “Analisis Sentimen Review Aplikasi Pedulilindungi Pada Google Play Store Menggunakan Nbc,” *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (Jtik)*, Vol. 06, No. 2, Pp. 353–361, Jul. 2022.
- [19] N. Putriani, F. R. Umbara, And P. N. Sabrina, “Analisis Sentimen Pada Aplikasi Pedulilindungi Dengan Menggunakan Metode Improved K-Nearest Neighbor Dan Lexicon Based,” Vol. 8, No. 1, 2022.
- [20] P. A. Aritonang, M. E. Johan, And I. Prasetiawan, “Aspect-Based Sentiment Analysis On Application Review Using Cnn,” *Jurnal Ilmu Sistem Informasi*, Vol. 13, No. 1, Pp. 54–61, Jul. 2022.
- [21] Dr. A. Gruzd And P. M. J.D. M. A. ,, “Netlytic - Social Media Text And Social Networks Analyzer,” 2023 2006. <https://Netlytic.Org/> (Accessed Feb. 08, 2023).
- [22] R. L. Mustofa And B. Prasetyo, “Sentiment Analysis Using Lexicon-Based Method With Naive Bayes Classifier Algorithm On #Newnormal Hashtag In Twitter,” *J. Phys.: Conf. Ser.*, Vol. 1918, No. 4, p. 042155, Jun. 2021, Doi: 10.1088/1742-6596/1918/4/042155.
- [23] F. Amaliah And I. K. Dwi Nuryana, “Perbandingan Akurasi Metode Lexicon Based Dan Naive Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Pendapat Masyarakat Terhadap Aplikasi Investasi Pada Media Twitter,” *Jinacs*, Vol. 3, No. 03, Pp. 384–393, Apr. 2022, Doi: 10.26740/Jinacs.v3n03.p384-393.
- [24] D. Normawati And S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)*, Vol. 5, Pp. 697–711, Sep. 2021.
- [25] A. Akbar And R. A. Supono, “Prediksi Kelancaran Piutang Pelanggan Pada Pt. Citra Ina Feedmill Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbors,” *Jie*, Vol. 6, No. 1, p. 558, Feb. 2022, Doi: 10.29040/Jie.v6i1.4692.