

# Analisis Sentimen di Twitter: Mengungkap Persepsi dan Emosi Publik Seputar Konflik Palestina-Israel

Rizki Azhar<sup>1</sup>, Muhammad Farid Wijayanto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: \*<sup>1</sup>[rizkiazhar024@gmail.com](mailto:rizkiazhar024@gmail.com), <sup>2</sup>[faridwijayaaa@gmail.com](mailto:faridwijayaaa@gmail.com)

**Abstrak** – Konflik yang terjadi antara Palestina dan Israel masih menjadi konflik yang belum terselesaikan hingga saat ini. Konflik dimulai dengan berdirinya negara Israel yang diakui PBB pada tahun 1948 di tanah yang sebelumnya dikuasai Inggris, dan konflik dimulai dengan serangan negara-negara Arab terhadap Israel dan memprovokasi perang. Mayoritas penduduk Palestina beragama Islam dan mendapat dukungan dari negara-negara Timur Tengah dan mayoritas penduduknya beragama Islam. Terlebih lagi, Israel terus berjuang dalam konflik ini dengan dukungan negara-negara Barat. Opini publik merupakan sumber informasi penting untuk membentuk opini mengenai konflik ini. Analisis sentimen terhadap data media sosial seperti tweet adalah metode yang berguna untuk mengubah sejumlah besar data menjadi informasi yang berguna. Analisis sentimen menggunakan pemrosesan bahasa alami (NLP) membantu memahami emosi dan mengkategorikannya sebagai positif atau negatif, memberikan informasi penting untuk evaluasi merek, evaluasi, dan penyaringan opini yang mendukung perusahaan dan masyarakat. Indonesia adalah negara yang menjunjung tinggi perdamaian sesuai pembukaan UUD 1945, tetapi masyarakat terus memperdebatkan konflik antara Palestina dan Israel.

**Kata Kunci** — Analisis Sentimen, Israel, Konflik, NLP, Palestine

## 1. PENDAHULUAN

Palestina dan Israel merupakan dua negara yang masih memiliki konflik perang yang belum terselesaikan hingga saat ini. Negara Israel berdiri pada tahun 1948 ketika perserikatan bangsa-bangsa (PBB) telah menyetujui terkait pendiriannya di tanah Palestina yang awalnya di bawah naungan Inggris. Setelah pendirian negara Israel negara-negara Arab yang terdiri dari Lebanon, Suriah, Yordania, Mesir, dan Irak langsung menyerang negara Israel yang berdiri ketika disahkan oleh Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB). Palestina yang mayoritas penganut agama Islam mendapat dukungan dari negara-negara Timur Tengah dan negara yang mayoritas penduduknya beragama Islam. Disisi lain Israel yang masih dalam naungan Inggris mendapat dukungan dari negara-negara barat, dari sini banyak polemik yang terjadi dalam konflik setelah berlangsungnya peperangan sampai saat ini [1]. Peperangan yang tak kunjung selesai saat ini menimbulkan banyak opini yang beragam dari masyarakat. Dengan opini tersebut, masyarakat juga memiliki rasa keberpihakan terhadap negara konflik. Di Indonesia perdebatan ini masih saja terjadi, pada hakikatnya Indonesia adalah negara yang menjunjung tinggi asas perdamaian seperti yang tertuang pada Pembukaan UUD 1945 alinea pertama yang berbunyi penjajahan diatas dunia harus dihapuskan.

Pandangan dan tanggapan dari masyarakat adalah sumber daya berharga. Melalui tweet yang dipublikasikan oleh masyarakat, para peneliti memiliki kesempatan untuk mendapatkan gambaran menyeluruh tentang pandangan pengguna melalui analisis mendalam terhadap setiap tweet yang dibagikan. Di tengah tanggapan masyarakat yang beraneka ragam, terutama adanya sikap kebencian terhadap salah satu pihak, hal ini dapat memperdalam jurang perpecahan dalam masyarakat. Kondisi ini disebabkan oleh isu-isu sensitif yang sering kali terkait dengan konflik atau peperangan yang sedang terjadi. Namun, karena volume data yang besar, diperlukan suatu metode untuk mengubah data tersebut menjadi informasi yang berarti. Salah satu metode yang digunakan untuk hal ini adalah analisis sentimen. Analisis sentimen adalah proses menganalisis teks digital untuk menentukan apakah pesan teks bersifat positif, negatif, atau netral [2]. Saat ini, analisis sentimen menjadi topik hangat yang banyak diminati oleh peneliti dengan tujuan menyediakan informasi dari dataset yang tidak terstruktur. Penelitian ini merupakan bagian dari penelitian yang disebut *finer grained sentiment analysis* yang menganalisis teks komentar [3].

Penelitian yang dilakukan Rian Tineges, dkk pada tahun 2020 membahas tentang objek layanan indihome pada twitter. Penelitian tersebut bertujuan untuk mendapatkan model klasifikasi sentimen menggunakan SVM, dan untuk mengetahui seberapa besar akurasi yang dihasilkan oleh metode SVM yang diterapkan pada analisis sentimen, serta untuk mengetahui seberapa puas pengguna layanan Indihome berdasarkan Twitter. Setelah dilakukan pengujian dengan metode SVM hasilnya adalah *accuracy* 87%, *precision* 86%, *recall* 95%, *error rate* 13%, dan *f1-score* 90% [4].

Penelitian lain tentang analisis sentimen dilakukan oleh Aldiansyah Putra, dkk pada tahun 2021 dengan sebuah objek kebijakan PPKM pada media sosial twitter. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengetahui

pendapat Masyarakat terhadap kebijakan pemerintah tentang PPKM, Dari hasil pemodelan menggunakan 3000 data diketahui akurasi adalah 64%, tidak terlalu tinggi jika dibandingkan dengan analisis sentimen yang telah dilakukan di penelitian-penelitian sebelumnya. Namun, algoritma SVM masih mampu mengenali kata-kata penting untuk sentimen negatif seperti ‘tolak PPKM’, ‘pelan-pelan’ dan ‘rumah makan’. Metode SVM dapat memprediksi 2000 tweet menjadi 57%-60% berlabel positif dan sisanya negatif, dimana hasilnya tidak jauh berbeda dengan data training [5].

Penelitian analisis sentimen terhadap aplikasi Gojek pada Twitter oleh Nur Fitriyah, dkk tahun 2020 bertujuan menggali respon pengguna terhadap layanan. Hasil pengujian menunjukkan kernel RBF mencapai akurasi tertinggi dalam pelabelan manual (79.19%,  $\kappa$  16.52%) dan *sentiment scoring* (79.19%,  $\kappa$  21%). Performa model klasifikasi dapat diukur dari nilai *overall accuracy* dan *kappa accuracy* yang semakin tinggi, menandakan kinerja yang lebih baik [6].

Berdasarkan latar belakang dan penelitian sebelumnya, penelitian ini merinci rumusan masalah utama, yaitu bagaimana mengembangkan model klasifikasi sentimen menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Dan fokus penelitian ini terletak pada data yang terkait dengan kata kunci "Palestina" dan "Israel" dalam bahasa Indonesia di platform Twitter, dengan penerapan metode klasifikasi SVM. Adapun tujuan utama penelitian ini adalah untuk melibatkan pemodelan klasifikasi sentimen menggunakan SVM, evaluasi akurasi metode SVM, serta pemahaman opini masyarakat terkait konflik Palestina dan Israel berdasarkan analisis Twitter.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Diagram Alur Proses Penelitian

Terdapat beberapa tahapan dalam penelitian kali ini diantaranya tahap pengumpulan data, *text preprocessing*, *vektorisasi*, pembagian data, pemodelan metode klasifikasi, dan terakhir tahap evaluasi, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses Alur Diagram

Penelitian berupa kumpulan fakta atau data yang didapat dari suatu objek penelitian. Dalam hal ini objek penelitian yang dimaksud adalah data tweet yang mengandung kata “hancurkan gaza”, “Kemenangan IDF”, “Selamatkan warga Palestina”, “Palestina Israel Gaza Hamas IDF ” yang kemudian datanya akan dijadikan sebagai sumber data. Dalam melakukan penelitian ini diperlukan alur proses penelitian, agar dalam proses penelitian berjalan sesuai dengan rencana.

## 2.2 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dengan melakukan crawling melalui API Twitter dengan menggunakan modul tweepy pada Bahasa pemrograman Python. Data yang di crawl adalah data berdasar kumpulan tweet dengan kata kunci “hancurkan gaza”, ”Kemenangan IDF”, “Selamatkan warga Palestina”, “Palestina Israel Gaza Hamas IDF”. Setelah itu dataset tweet yang masih mentah disimpan dalam bentuk CSV (*Comma Separated Values*) yang nantinya akan diproses lebih lanjut.

## 2.3 Text Preprocessing

Proses pengumpulan data dikarenakan dataset tersebut termasuk dalam *unstructured* data (data tidak terstruktur). Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, terlebih dahulu dataset melalui proses *text preprocessing* untuk menghilangkan serta mengatasi *noisy* data agar hasil perhitungan optimal[4]. Adapun alur proses text preprocessing antara lain, *case folding*, *filtering*, *tokenizing*, dan *stopword removal*. Setelah data bersih maka dilakukan proses pelabelan secara manual. Berikut adalah alur diagram dari *text preprocessing*.



Gambar 2. Diagram Alur *Text Preprocessing*

### 1. *Cleansing*

Proses *cleansing* dalam sistem berguna untuk membersihkan data tweet seperti angka, tanda baca, link, *hashtag*, *mention*, *emoticon* dan menghasilkan kata yang akan diolah pada proses selanjutnya. Hasil proses *cleansing* adalah menghilangkan kata dari karakter yang tidak ada artinya dan akan diganti oleh karakter spasi [7].

### 2. *Case Folding*

*Case folding* merupakan proses yang dilakukan untuk mengubah setiap kata yang ada di dalam dataset menjadi huruf kecil menggunakan fungsi *lowercase* [8].

### 3. *Filtering*

*Filtering* merupakan tahapan yang bertujuan untuk menghilangkan kata umum yang biasa sering muncul dalam jumlah banyak dan tidak memiliki makna menggunakan algoritma *stoplist* (membuang kata yang kurang penting) atau *wordlist* (menyimpan kata penting).

### 4. *Tokenization*

Karena Twitter memungkinkan pengguna untuk menulis teks pendek saja, tweet sering kali hadir dengan tata bahasa dan singkatan khusus, sehingga pengguna dapat menyampaikan pesan dengan kata-kata sesedikit mungkin. *Tokenizer* tradisional dan *POS tagger* mungkin tidak memadai untuk pra-pemrosesan tweet dan ada kebutuhan untuk alternatif yang dapat mengenali token, *hashtag*, *emotikon*, dan URL tweet [9].

### 5. *Stopword Removal*

Proses *stopword removal* ini digunakan untuk menghilangkan kata yang tidak berpengaruh dalam proses sentimen. Kata dari data tweet dibandingkan dengan kata yang terdapat dalam *database stopwords*, hasil dari proses ini adalah menghilangkan kata yang terdeteksi sama pada kata *stopword* yang ada pada *database*.

## 2.4 Pembobotan Kata TF-IDF

Pada pembobotan kata dilakukan proses pemberian nilai atau bobot terhadap setiap kata pada tweet yang telah melewati tahap *preprocessing*. Metode yang digunakan dalam pemberian bobot pada *term* yaitu TF-IDF. Pembobotan ini bertujuan untuk memberikan nilai kepada sebuah *term* dimana nilai dari *term* tersebut akan dijadikan sebagai *input* pada proses klasifikasi.

$$TF - IDF(d, t) = TD(d, t) * IDF(t) \dots\dots\dots(1)$$

Dimana :

$$TF(d, t) = \frac{\text{jumlah kata } t \text{ pada dokumen } d}{\text{total kata pada dokumen } d} \dots\dots\dots(2)$$

$$IDF(t) = \frac{j\text{total dokumen}}{\text{jumlah dokumen yang mengandung kata } t} \dots\dots\dots(3)$$

Dan:

$t = \text{kata}$

$d = \text{dokumen}$

## 2.5 Klasifikasi SVM

Setelah dilakukan proses pembobotan TF IDF, selanjutnya masuk ke tahap analisis data menggunakan algoritma yang telah ditentukan yaitu *support vector machine*. Pada tahap ini data dibagi menjadi dua bagian, yaitu *testing* dan *training*. Dalam tahap ini juga akan dilakukan proses klasifikasi untuk menentukan label positif dan negatif dari *term* yang sudah melewati proses pembobotan TF IDF untuk mendapatkan nilai akurasi dari algoritma *Support Vector Machine*.

## 2.6 Evaluasi

Evaluasi dalam penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kinerja atau performa dari model yang diusulkan. Metode yang digunakan untuk evaluasi pada penelitian ini adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan sebuah tabel yang memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (prediksi) dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. Dalam *confusion matrix*, terdapat 4 istilah nilai hasil klasifikasi yang nantinya akan digunakan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score, yaitu *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*.

$$Accuracy (A) = \frac{(TP+FN)}{(TP+FP+FN+TN)} \dots\dots\dots(4)$$

$$Precision (P) = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \dots\dots\dots(5)$$

$$Recall (R) = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \dots\dots\dots(6)$$

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

## 3.1 Preprocessing

### 1. Cleansing

Proses *cleansing* dalam sistem berguna untuk membersihkan data tweet seperti angka, tanda baca, *link*, *hashtag*, *mention*, *emoticon* dan menghasilkan kata yang akan diolah pada proses selanjutnya. Hasil proses *cleansing* adalah menghilangkan kata dari karakter yang tidak ada artinya dan akan diganti oleh karakter spasi. Hasil dari proses *cleansing* disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Tabel Hasil *Cleansing* Data Dan *Case Folding*

<i>Full Text</i>	<i>Cleansing dan Case Folding</i>
Gaza (2005) IDF memaksa semua warga Israel keluar dari Gaza dan memberikan Gaza 100% ke Palestina. Hari ini (7 Okt 2023) 75% warga Gaza setuju dan merayakan pembantaian Hamas ke	gaza idf memaksa warga israel gaza gaza palestina okt warga gaza setuju merayakan pembantaian hama warga sipil israel membumi ratakan wilayah daerah kosong

<i>Full Text</i>	<i>Cleansing dan Case Folding</i>
<p>warga sipil Israel Waktunya membumi ratakan wilayah ini dan dipastikan menjadi daerah kosong <a href="https://t.co/ApuGZgzlTZ">https://t.co/ApuGZgzlTZ</a></p> <p>@netanyahu Anda mengakui bahwa Israel teroris dan Anda seorang komando yang meminta idf menyerang Gaza, alih alih ingin menyerang Hamas tapi tak kena. Faktanya Anda justru membunuh warga sipil Palestina. Ingat! Anda tidak hidup selamanya bapak tua #StopsilencingPalestine #FreePalestine</p> <p>Penyanyi Zionis Israel Rinat Bar tampil menghibur tentara IDF dan menyanyikan "Ya Yahya Sinwar, semoga kamu mati besok, bersama pejuang Palestina dan seluruh Rakyat Gaza" Mereka gembira atas pembantaian Gaza. Nb: Yahya Sinwar adalah pemimpin Hamas di Gaza @ireallyhateyou <a href="https://t.co/aA3lfkvk8N">https://t.co/aA3lfkvk8N</a></p>	<p>mengakui israel teroris komando idf menyerang gaza alih alih menyerang hama kena faktanya membunuh warga sipil palestina hidup tua</p> <p>penyanyi zionis israel rinat bar tampil menghibur tentara idf menyanyikan ya yahya sinwar semoga mati besok pejuang palestina rakyat gaza gembira pembantaian gaza nb yahya sinwar pemimpin hama gaza</p>

## 2. Case Folding

*Case folding* dilakukan untuk mengubah seluruh ukuran huruf pada kata menjadi suatu bentuk ukuran huruf yang sama. Karena tidak semua tweet konsisten dalam penggunaan ukuran huruf. Fungsi *case folding* ini akan mengubah semua huruf menjadi *lowercase* atau huruf kecil. Hasil dari proses *case folding* disajikan pada Tabel 1 diatas.

## 3. Tokenization

Proses *tokenizing* dilakukan untuk memisahkan deretan kata di dalam kalimat, paragraf atau halaman menjadi token atau potongan kata tunggal. Pada saat bersamaan, *tokenizing* juga membuang karakter selain huruf seperti tanda baca. Hasil dari proses *tokenization* disajikan dalam Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Tabel Hasil Tokenization Data

<i>Full Text</i>	<i>Tokenization</i>
gaza idf memaksa warga israel gaza gaza palestina	“gaza”, “idf”, “memaksa”, “warga”, “israel” “gaza”, “gaza”, “palestina”

## 4. Stopword Removal

Proses *stopword removal* ini digunakan untuk menghilangkan kata yang tidak berpengaruh dalam proses sentimen. Kata dari data tweet dibandingkan dengan kata yang terdapat dalam *database stopwords*, hasil dari proses ini adalah menghilangkan kata yang terdeteksi sama pada kata *stopword* yang ada pada *database*. Hasil dari proses *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Tabel Hasil Stopword Removal Data

<i>Full Text</i>	<i>Stopword Removal</i>
Gaza (2005) IDF memaksa semua warga Israel keluar dari Gaza dan memberikan Gaza 100% ke Palestina. Hari ini (7 Okt 2023) 75% warga Gaza setuju dan merayakan pembantaian Hamas ke warga sipil Israel Waktunya membumi ratakan wilayah ini dan dipastikan menjadi daerah kosong <a href="https://t.co/ApuGZgzlTZ">https://t.co/ApuGZgzlTZ</a>	gaza idf memaksa warga israel gaza palestina okt setuju merayakan pembantaian hama sipil membumi ratakan wilayah daerah kosong

### 5. Stemming

Proses terakhir dalam *preprocessing* adalah *stemming*, fungsi dari *stemming* untuk mengubah kata yang berlebihan menjadi kata dasar agar memudahkan dalam proses pembobotan nantinya. Fungsi ini menggunakan algoritma Nazief dan Adriani yaitu library Sastrawi. Hasil dari proses *stemming* dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Tabel Hasil *Stemming Data*

Full Text	Stemming
gaza idf memaksa warga israel gaza gaza palestina	gaza idf paksa warga israel gaza palestina
mengakui israel teroris komando idf menyerang	aku israel terror komando idf serang gaza

### 3.2 Pembobotan TF – IDF

Pembobotan ini bertujuan untuk memberikan nilai kepada sebuah *term* dimana nilai dari *term* tersebut akan dijadikan sebagai *input* pada proses klasifikasi. Hasil dari proses pembobotan menggunakan TF-IDF didapatkan nilai sentiment pada setiap kalimat, dan disajikan pada Tabel 9 berikut.

Tabel 6. Tabel hasil pembobotan data

Full Text	Sentiment
gaza idf memaksa warga israel gaza gaza palestina okt warga gaza setuju merayakan pembantaian hama warga sipil israel membumi ratakan wilayah daerah kosong	Negatif
mengakui israel teroris komando idf menyerang gaza alih alih menyerang hama kena faktanya membunuh warga sipil palestina hidup tua	Negatif

### 3.3 Klasifikasi dan Pengujian

Dalam proses klasifikasi *Support Vector Machine* dibutuhkan bobot setiap kata yang ada pada data *training*. Nilai bobot setiap *term* ini didapat dari proses pembobotan TF-IDF yang akan digunakan dalam pembuatan model dari algoritma *Support Vector Machine*. Proses dari klasifikasi *Support Vector Machine* disajikan melalui *source code* pada Gambar 4 berikut.

```
from sklearn import svm
from sklearn.model_selection import cross_val_score

clf = svm.SVC(kernel="linear")

cross_val_score(clf, X_train, y_train, cv=10)
```

Gambar 3. Baris kode metode SVM

Hasil dari proses klasifikasi *Support Vector Machine* berupa *validation score*. dan disajikan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Tabel validasi score

0.91549296	0.92957746	0.90140845	0.83098592	0.90140845
0.85915493	0.88732394	0.90140845	0.88732394	0.90140845

### 3.4 Evaluasi

Pengujian kinerja dari *Support Vector Machine* dilakukan dengan metode *confusion matrix* berdasarkan data *testing* yang akan diproses oleh model klasifikasi *Support Vector Machine* yang telah dibuat sebelumnya. Metode *confusion matrix* menghasilkan empat nilai yaitu *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. Selanjutnya dilakukan perhitungan mulai dari *accuracy*, *precision* dan *recall*. Berikut adalah hasil dari

pengujian dengan data training 90% dan data testing 10%. Hasil dari evaluasi algoritma *Support Vector Machine* disajikan pada Tabel 11 berikut.

**Tabel 10.** Tabel hasil Evaluasi

Evaluasi	Hasil
F1 Score	0.8695652173913044
Accuracy	0.8860759493670886
Precision	0.8953758718677345
Recall	0.8860759493670886

Tabel 10 menunjukkan bahwa hasil pengujian untuk metode klasifikasi Support Vector Machine mendapatkan F1 Score 89%, Accuracy 88%, Precision 89%, dan Recall 88%.

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat ditarik kesimpulan mengenai analisis sentimen terhadap konflik Palestina dan Israel di Twitter menggunakan metode Support Vector Machine sebagai berikut:

- a. Penerapan metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen terhadap konflik Palestina dan Israel, Peneliti memperoleh hasil evaluasi dengan menggunakan Confusion Matrix. Akurasi sebesar 88%, ketepatan antara hasil prediksi dengan data sebenarnya (precision) sebesar 89%, tingkat keberhasilan sistem dalam memprediksi sebuah data (recall) sebesar 88%, serta tingkat kesalahan semua data yang diprediksi (error rate) sebesar 10%. Nilai perbandingan rata-rata precision dan recall (f1-score) adalah sebesar 90%.
- b. Berdasarkan hasil dan pembahasan menunjukkan bahwa metode SVM dapat diterapkan untuk analisis sentimen data Twitter berbahasa Indonesia.

#### 5. SARAN

Penelitian ini jalankan dengan metode SVM dan masih memerlukan peningkatan. Oleh karena itu, untuk penelitian mendatang, pertimbangkan untuk mempertimbangkan penggunaan metode lain yang dapat memberikan hasil yang lebih optimal.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Muhammad Jamaluddin and Erik Ilham Habibillah, "Pengaruh Kebijakan Perserikatan Bangsa-Bangsa (Pbb) Dalam Konflik Palestina-Israel," *J. Tapis Teropong Aspir. Polit. Islam*, vol. 19, no. July, pp. 1–23, 2020.
- [2] Hendrastuty, N., Isnain, A. R., & Rahmadhani, A. Y. (2021). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Informatika*.
- [3] A. Surahman, "PENGEMBANGAN MARKET SEGMENTASI UNTUK MENCAPAI KEUNGGULAN BERSAING PADA E-MARKETPLACE," *J. Komput. dan Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 118–126, 2020.
- [4] R. Tingegs, A. Triayudi, and I. D. Sholihati, "Analisis Sentimen Terhadap Layanan Indihome Berdasarkan Twitter Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 3, p. 650, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i3.2181.
- [5] A. Putra, D. Haeirudin, H. Khairunnisa, and R. Latifah, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan PPKM Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma SVM," *Semin. Nas. Sains dan Teknol. 2021*, no. November, pp. 1–6, 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] F. D. Ananda and Y. Pristyanto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Internet Provider Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 20, no. 2, pp. 407–416, 2021, doi: 10.30812/matrik.v20i2.1130.
- [8] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, Y. Azhar, and U. M. Malang, "Comparison of the Naïve Bayes Method and Support Vector Machine on Twitter Sentiment Analysis," *SMATIKA J. STIKI Inform. J.*, vol. 10, no. 2, pp. 71–76, 2020.
- [9] M. A. Reinfield, "a C Ase S Tudy of the Grp 5000," *Technology*, vol. 5, no. 3123, pp. 548–554, 2011.