

## **ANALISIS SENTIMEN TERHADAP KEBIJAKAN PEMERINTAH TENTANG DITUTUPNYA FITUR BELANJA PADA TIKTOK DENGAN MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN RANDOM FOREST CLASSIFIER**

**Serli Marlistiana<sup>1</sup>, Riya Widayanti<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Mahasiswa Prodi Teknik Informatika, Universitas Esa Unggul

<sup>2</sup>Dosen Prodi Sistem Informasi, Universitas Esa Unggul

\*email: [serlymarlistiana@student.esaunggul.ac.id](mailto:serlymarlistiana@student.esaunggul.ac.id)<sup>1</sup>, [riya.widayanti@esaunggul.ac.id](mailto:riya.widayanti@esaunggul.ac.id)<sup>2</sup>

**Abstract:** The Indonesian government faces various challenges in the economic sector, requiring precise solutions to improve economic conditions. Direct government involvement in responding to and resolving these issues necessitates a deep understanding of the problems faced by the public. The market, as the economic hub, has undergone significant transformation with the advent of online platforms such as TikTok, which previously offered a popular shopping feature. Faced with both positive and negative impacts of TikTok's shopping feature, the government decided to close this feature. This research aims to analyze public sentiment toward this policy using Lexicon Based as a labeling method, along with Naïve Bayes and Random Forest as classification models. By employing data crawling techniques, this study will provide sentiment analysis to comprehend public perspectives regarding the closure of TikTok's shopping feature and its implications for Indonesia's economy.

**Keywords:** Analisis Sentimen; Lexicon Based; Naïve Bayes; Random Forest; TikTok Shop

**Abstrak:** Pemerintah Indonesia menghadapi sejumlah problematika dalam bidang perekonomian, memerlukan solusi tepat untuk meningkatkan kondisi ekonomi. Keterlibatan langsung pemerintah dalam merespon dan memecahkan masalah tersebut memerlukan pemahaman mendalam terhadap problematika yang dihadapi masyarakat. Pasar, sebagai pusat ekonomi, mengalami transformasi signifikan dengan adanya platform online seperti TikTok, yang sebelumnya menyediakan fitur belanja yang populer. Dalam menghadapi dampak positif dan negatif dari fitur belanja TikTok, pemerintah memutuskan untuk menutup fitur tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap kebijakan tersebut menggunakan Lexicon Based sebagai metode pelabelan, serta Naïve Bayes dan Random Forest sebagai model klasifikasi. Dengan menggunakan teknik crawling data, penelitian ini akan menyajikan analisis sentimen untuk memahami pandangan masyarakat terkait penutupan fitur belanja TikTok dan implikasinya terhadap perekonomian Indonesia.

**Kata kunci:** Analisis Sentimen; Lexicon Based; Naïve Bayes; Random Forest; TikTok Shop

### **PENDAHULUAN**

Latar belakang penelitian ini berkaitan dengan problematika yang dihadapi pemerintah dalam bidang perekonomian, yang memerlukan solusi tepat melalui pemahaman langsung terhadap masalah yang dihadapi oleh masyarakat. Respons dan komentar masyarakat menjadi dasar bagi pemerintah untuk mengidentifikasi

permasalahan penting yang memengaruhi perekonomian Indonesia [1]. Pasar, sebagai pusat perekonomian, mengalami evolusi dari pasar tradisional dan modern menjadi pasar online dengan bantuan teknologi [2].

Pertumbuhan platform TikTok sebagai media sosial dan jaringan sosial yang populer di Indonesia, khususnya TikTok Shop, memberikan dampak signifikan terhadap perekonomian dengan akses pasar yang luas. Sebagai respons terhadap dampak positif dan negatifnya, pemerintah membuat kebijakan baru dengan menutup fitur belanja di TikTok. Langkah ini memiliki konsekuensi yang beragam bagi pemangku kepentingan [3].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dampak kebijakan penutupan fitur belanja di TikTok. Analisis sentimen dipilih sebagai metode untuk mengelompokkan pesan dari masyarakat menjadi positif, negatif, atau netral. Data untuk analisis diperoleh melalui crawling data, dengan proses penambangan dan pengolahan data untuk dielompokkan ke dalam kategori yang sesuai

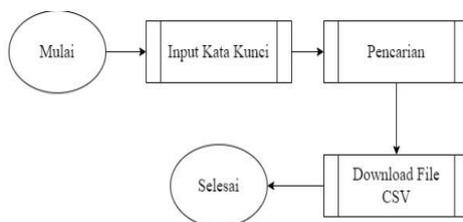
Penelitian ini akan menggunakan Lexicon Based sebagai metode pelabelan data, serta Naïve Bayes dan Random Forest sebagai uji klasifikasi. Judul penelitian ini adalah "Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Pemerintah Tentang Ditutupnya Fitur Belanja Pada TikTok Dengan Menggunakan Naïve Bayes Classifier Dan Random Forest Classifier". Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang respons masyarakat terhadap kebijakan pemerintah terkait penutupan fitur belanja di platform TikTok.

## **METODE**

Penelitian ini menggunakan metode analisis sentimen dengan tiga tahap utama. Pertama, data diperoleh melalui crawling data dari platform sosial media yang relevan. Kedua, data tersebut diproses untuk menghilangkan noise dan disusun menjadi format yang dapat diolah. Ketiga, analisis sentimen dilakukan menggunakan Lexicon Based untuk memberikan label positif, negatif, atau netral pada setiap pesan. Selanjutnya, dua metode klasifikasi, yaitu Naïve Bayes dan Random Forest, digunakan untuk menguji keakuratan klasifikasi sentimen.

### **Teknik Pengumpulan Data**

Data dihimpun dengan menggunakan metode crawling data pada platform Google Colab menggunakan bahasa pemrograman Python. Kumpulan data yang dianalisis terdiri dari tweet dengan kata kunci "TikTokShopTutup". Proses dimulai dengan penulisan kode menggunakan library Python di Google Colab, diikuti oleh pencarian menggunakan kata kunci, token API Twitter, dan rentang waktu tertentu. Ulasan yang relevan dengan kata kunci tersebut muncul selama proses pencarian, dan data diunduh dalam format Comma Separated Values (CSV). Proses pengumpulan data ini dijelaskan secara lebih rinci dalam Gambar dibawah.



**Gambar 1 Flow Crawling Data**

**Preprocessing Data**

Data yang diperoleh kemudian diproses untuk menghilangkan noise dan memastikan struktur yang terstruktur. Tahap preprocessing mencakup pembersihan teks dari karakter khusus, penghilangan duplikasi, dan normalisasi teks [4].

**Pelabelan**

Pelabelan data dilakukan pada data training yang telah kita crawling sebelumnya setelah data berhasil didapatkan. Pelabelan data yang diperlukan yaitu pelabelan sentimen ulasan yang dibagi menjadi 3, positif, negatif dan netral. Metode yang digunakan untuk pelabelan data adalah Lexicon Based menggunakan library yang telah disediakan oleh python. Jika tweets memiliki kata positif maka akan digolongkan sebagai sentimen positif dan sebaliknya. Proses klasifikasi ini dicocokkan dengan kata kata yang terdapat pada kamus lexicon [5].

**Klasifikasi Model**

**Klasifikasi Data menggunakan Naïve Bayes**

Pada tahap ini memiliki beberapa proses yaitu:

- Pembagian data
  - Dari data preprocessing yang telah kita lakukan data tersebut akan dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji yang dimana pembagiannya adalah 80% dan 20%. Contohnya jika data yang dicrawling didapatkan 100 tweet maka 80 tweet menjadi data latih 20 data menjadi data uji.
- Pembuatan Model Klasifikasi
  - Pada tahap ini data latih akan digunakan untuk membentuk model.
- Model Klasifikasi
  - Diproses ini akan dilakukan pengujian terhadap data latih dan data uji untuk mengetahui keakurasian model tersebut [6].

**Klasifikasi Data menggunakan Random Forest**

- Membagi data menjadi dua subset
  - data pelatihan (training set) dan data pengujian (testing set) untuk validasi model.
- Ekstraksi Fitur
  - Mengekstrak fitur dari data teks yang telah di-preprocess menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk mengukur signifikansi kata dalam setiap dokumen.
- Pembentukan Model Random Forest
  - Membentuk model Random Forest menggunakan skema ensambel dari pohon

keputusan. Menentukan jumlah pohon dan parameter lainnya sesuai dengan kebutuhan penelitian [7].

### **Visualisasi**

Dalam melakukan visualisasi data peneliti menggunakan metode Word Cloud yang dimana metode ini akan menampilkan visualisasi dalam bentuk kumpulan text. Semakin banyak sentimen yang diberikan pada kata tersebut maka word cloud akan menampilkan kata dengan font paling besar [8].

### **Evaluasi**

Tahapan Evaluasi data yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Confusion Matrix. Confusion matrix adalah tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah.

## **HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **A. Crawling Data**

Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan nodejs sebagai alat untuk melakukan crawling data di Twitter. Langkah-langkah yang diambil oleh peneliti melibatkan pembuatan akun Twitter, registrasi akun, dan login untuk mendapatkan token Twitter yang diperlukan untuk crawling data. Token tersebut digunakan untuk mencari tweet dengan kata kunci "Tiktok shop tutup", menghasilkan dataset sebanyak 2.990 tweet. Dari 12 kolom data yang diperoleh selama proses crawling, peneliti memfokuskan analisis pada kolom "full\_text" yang berisi tweet yang diposting oleh pengguna Twitter terkait penutupan fitur belanja TikTok. Proses ini merupakan langkah krusial dalam membangun dataset yang diperlukan untuk analisis sentimen lebih lanjut.

### **B. Preprocessing**

Pada tahap Pre-Processing, penelitian melibatkan beberapa langkah penting untuk memastikan data yang diperoleh terstruktur dan dapat dibaca dengan baik oleh sistem komputer. Tahapan ini melibatkan beberapa proses, yaitu Case Folding, Cleaning, Tokenize, Normalization, Stopwords Removal, dan Stemming.

- 1) Case Folding: Pada tahap ini, teks pada kolom "Full\_text" diubah menjadi huruf kecil agar data menjadi terstruktur dan mudah dikenali. Proses ini bertujuan untuk memastikan konsistensi dalam analisis [9]
- 2) Cleaning: Tahap Cleaning dilakukan untuk membersihkan masing-masing tweet dari angka, simbol, dan komponen lain yang tidak memiliki makna. Fungsi `remove_tweet_special` digunakan untuk menghapus karakter yang diulang, menggantikan tab, baris baru, dan garis miring terbalik dengan spasi, menghapus karakter non-ASCII, menghapus mention, link, dan hashtag dari teks, serta menggantikan URL yang tidak lengkap dengan spasi [10]
- 3) Tokenize: Tahap Tokenize dilakukan untuk memecah data tweet yang telah melewati tahap cleaning menjadi potongan kata. Pada langkah ini, penggunaan Natural Language Toolkit (nltk) digunakan untuk melakukan tokenisasi kata pada teks yang

sudah dibersihkan [11].

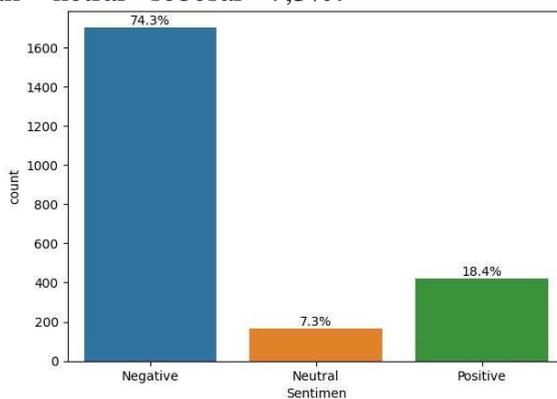
- 4) Normalization: Pada tahap ini, teks dinormalisasi ke bentuk standar atau baku dengan menggunakan kamus kata baku. Langkah-langkah melibatkan pembacaan kamus kata baku dari file Excel, pembuatan kamus normalisasi, dan penggunaan kamus tersebut untuk memetakan kata-kata dari bentuk asli ke bentuk baku [12].
- 5) Stopwords Removal: Stopwords yang tidak memberikan banyak informasi dalam analisis sentimen dihilangkan dari teks. Stopwords removal dilakukan dengan mengimport library NLTK, mengambil daftar kata penghenti (stopwords) dalam bahasa Indonesia, menambahkan beberapa stopwords tambahan, dan menghapus kata-kata penghenti dari teks.
- 6) Stemming: Proses stemming dilakukan untuk mengurangi kata-kata ke bentuk dasarnya atau kata dasar. Proses ini melibatkan penghapusan akhiran kata atau penyesuaian lainnya. "Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory" digunakan untuk membuat objek stemmer menggunakan algoritma stemming bahasa Indonesia [12].

### C. Labelling

Proses Labeling melibatkan penyusunan kamus lexicon positif dan negatif untuk analisis sentimen. Skor sentimen dihitung berdasarkan kata-kata dalam kamus dan diterapkan pada kolom 'Stemming'. Dua kolom baru ditambahkan: 'Polarity Score' dan 'Indonesia Sentiment'. Hasilnya menunjukkan 1.701 tweet negatif, 421 tweet positif, dan 168 tweet netral.

### D. Visualisasi

Proses Pada visualisasi ini digambarkan bahwa sentimen negatif mendapat nilai paling tinggi ditunjukkan dengan bar yang tinggi dengan persentase sebesar 74,3%, positif sebesar 18,4 % dan netral sebesar 7,3%.



Gambar 2 Diagram Sentimen

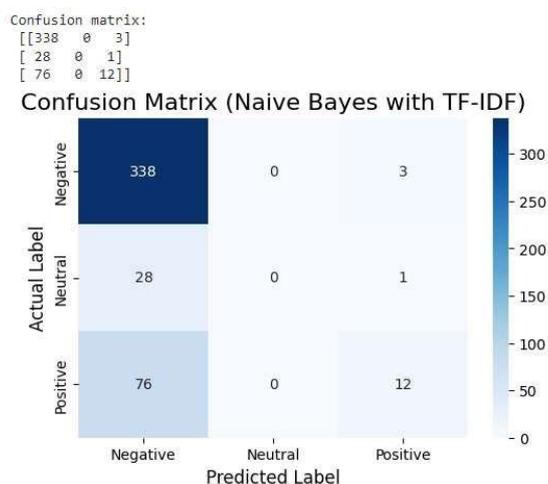
### E. WordCloud

Dengan menggunakan library wordcloud dalam Python, penelitian menghasilkan visualisasi sentimen negatif yang mencerminkan kekecewaan terhadap kebijakan menutup fitur belanja pada TikTok, dengan kata-kata seperti 'Sepi', 'Sedih', dan 'rugi'. Pada visualisasi sentimen positif, beberapa masyarakat menunjukkan persetujuan terhadap kebijakan dengan kata-kata seperti 'UMKM', 'Pasar', 'murah', 'resmi', dll. Visualisasi sentimen netral menampilkan kata-kata seperti 'resmi', 'maju'.



Accuracy: 0.76				
	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.76	0.99	0.86	341
Neutral	1.00	0.00	0.00	29
Positive	0.75	0.14	0.23	88
accuracy			0.76	458
macro avg	0.84	0.38	0.36	458
weighted avg	0.78	0.76	0.69	458

**Gambar 6 Hasil Evaluasi Naive Bayes - TF IDF**



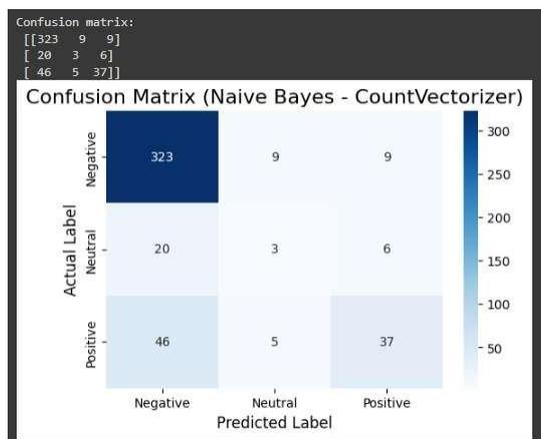
**Gambar 7 Confusion Matrix Naive Bayes - TF IDF**

**G. Model Klasifikasi Naïve bayes – Count Vectorizer**

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen pada data tweet menggunakan model Naive Bayes dengan ekstraksi fitur Count Vectorizer. Tahapan awal mencakup impor library, seperti train\_test\_split, Count Vectorizer, MultinomialNB, dan metrik evaluasi dari scikit-learn. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian dengan rasio 80:20, menghasilkan data latih dan uji sebanyak 1.832 dan 458, masing-masing. Proses ekstraksi fitur melibatkan pembatasan kata dengan mempertimbangkan kepentingan dan frekuensi kemunculan. Model Naive Bayes dibuat, dilatih, dan diuji, mencapai akurasi sebesar 79%, dengan evaluasi kelas sentimen yang beragam. Confusion matrix dan heatmap memberikan insight tentang performa model pada tiap kelas sentimen, menyoroti potensi peningkatan, terutama pada identifikasi sentimen netral dan positif yang masih menghadapi beberapa kesulitan.

Accuracy: 0.79				
	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.83	0.95	0.88	341
Neutral	0.18	0.10	0.13	29
Positive	0.71	0.42	0.53	88
accuracy			0.79	458
macro avg	0.57	0.49	0.51	458
weighted avg	0.77	0.79	0.77	458

**Gambar 8 Hasil Evaluasi Naive Bayes - Count Vectorizer**



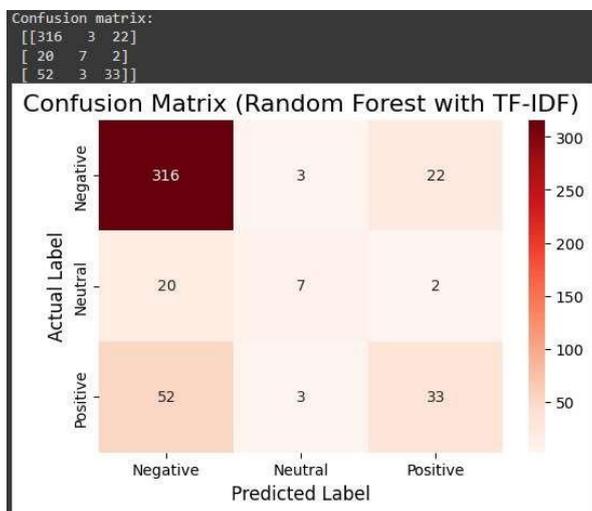
**Gambar 9 Matrix Naive Bayes - Count Vectorizer**

**H. Model Klasifikasi Random Forest – TF IDF**

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen menggunakan model Random Forest dengan ekstraksi fitur TF-IDF. Langkah pertama melibatkan impor library seperti `train_test_split`, `TD-IDF`, `RandomForestClassifier`, serta metrik evaluasi dari `scikit-learn`, dan library visualisasi seperti `matplotlib.pyplot` dan `seaborn`. Pembagian dataset dilakukan dengan rasio 80:20, menghasilkan data latih dan uji sebanyak 1.832 dan 458, masing-masing. Ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dengan memperhitungkan kata-kata yang penting dan mengabaikan yang umum. Pemilihan model melibatkan pembuatan dan pelatihan model Random Forest dengan 200 pohon keputusan, menggunakan kriteria "entropy" dan seed (`random_state=42`). Model tersebut kemudian diuji pada data uji, mencapai akurasi sebesar 78%. Meskipun model efektif dalam mengenali sentimen negatif dengan presisi 81% dan recall 93%, performanya menurun pada sentimen netral dan positif, dengan presisi masing-masing 54% dan 58%, serta recall 24% dan 38%. Evaluasi lebih lanjut atau penyesuaian diperlukan untuk meningkatkan kinerja model, terutama pada kelas dengan recall yang rendah. Visualisasi melalui confusion matrix menyoroti tantangan model dalam mengklasifikasikan sentimen netral dan positif.

Accuracy: 0.78				
	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.81	0.93	0.87	341
Neutral	0.54	0.24	0.33	29
Positive	0.58	0.38	0.46	88
accuracy			0.78	458
macro avg	0.64	0.51	0.55	458
weighted avg	0.75	0.78	0.75	458

**Gambar 10 Evaluasi Random Forest - TF IDF**



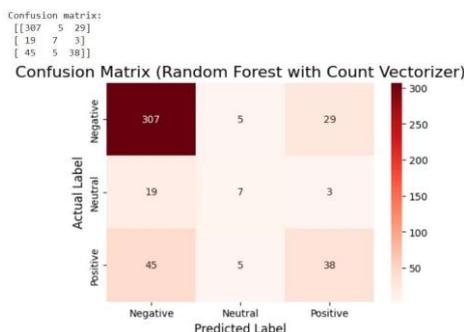
**Gambar 11 Matrix Random Forest - TF IDF**

**I. Model Klasifikasi Random Forest – Count Vectorizer**

Pada eksperimen analisis sentimen menggunakan model Random Forest dengan ekstraksi fitur Count Vectorizer, langkah awal melibatkan impor library seperti `train_test_split`, `Count Vectorizer`, `RandomForestClassifier`, serta metrik evaluasi dari `scikit-learn`, dan library visualisasi seperti `matplotlib.pyplot` dan `seaborn`. Dataset dibagi menjadi data latih dan uji dengan rasio 80:20, menghasilkan masing-masing 1.832 dan 458 data. Proses ekstraksi fitur dilakukan dengan `Count Vectorizer`, memperhatikan kata-kata penting dan mengabaikan yang umum. Meskipun model Random Forest berhasil mengidentifikasi sentimen negatif dengan baik (presisi 83%, recall 90%, F1-score 86%), performanya menurun pada sentimen netral dan positif (presisi 41%, 54%; recall 24%, 43%; F1-score 30%, 48%).

Accuracy: 0.77				
	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.83	0.90	0.86	341
Neutral	0.41	0.24	0.30	29
Positive	0.54	0.43	0.48	88
accuracy			0.77	458
macro avg	0.59	0.52	0.55	458
weighted avg	0.75	0.77	0.75	458

**Gambar 12 Evaluasi Random Forest - Count Vectorizer**



**Gambar 13 Matrix Random Forest - Count Vectorizer**

## SIMPULAN

### A. Kesimpulan

Berdasarkan analisis sentimen masyarakat terkait penutupan TikTok Shop, mayoritas tanggapan mengekspresikan ketidaksetujuan dan kekecewaan. Sentimen negatif tercermin dalam banyak komentar yang menyoroti kehilangan platform belanja yang disukai dan keterbatasan akses. Meskipun ada suara minoritas yang mungkin memahami dan mendukung kebijakan tersebut, namun pandangan negatif mendominasi. Pentingnya mendengarkan variasi sentimen ini dapat menjadi dasar untuk perusahaan atau pihak terkait dalam merancang strategi komunikasi yang lebih baik dan merespons kekhawatiran masyarakat secara efektif. Monitoring terus- menerus terhadap sentimen dapat membantu dalam penyesuaian kebijakan atau tindakan untuk menjaga hubungan positif dengan pengguna dan masyarakat umum.

Berdasarkan hasil evaluasi empat model klasifikasi sentimen, dapat disimpulkan bahwa kesulitan utama terjadi pada klasifikasi sentimen netral dan positif, meskipun model Naive Bayes menunjukkan kinerja lebih tinggi pada sentimen negatif. Model Random Forest, dengan kinerja yang lebih seimbang di seluruh kelas sentimen, mengungkapkan akurasi yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model Naive Bayes. Evaluasi menyoroti pentingnya memahami dan memperbarui lexicon, serta perlunya pengoptimalan parameter model. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan pembaruan lexicon, pengoptimalan parameter model, penanganan data yang seimbang, dan evaluasi dengan data uji tambahan untuk meningkatkan kinerja model dalam mengidentifikasi sentimen, terutama pada kelas sentimen netral dan positif.

### B. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya melibatkan beberapa aspek krusial. Pertama, disarankan untuk terus memperbarui dan memperluas lexicon atau kamus yang digunakan, memastikan mencakup sebanyak mungkin variasi kata-kata yang mencerminkan sentimen dalam bahasa Indonesia, dan melakukan pembaruan berkala untuk menangkap perubahan penggunaan kata-kata seiring waktu. Kedua, dilakukan pengoptimalan parameter pada model machine learning, seperti tuning parameter pada model Naive Bayes dan Random Forest, dengan penyesuaian pada learning rate, jumlah pohon keputusan, atau smoothing parameter. Selain itu, penting untuk menjaga keseimbangan dataset antara kelas-kelas sentimen untuk meningkatkan efektivitas model.

Penerapan langkah-langkah pemrosesan teks tambahan, evaluasi menggunakan dataset uji yang berbeda atau lebih besar, dan pertimbangan penggunaan model yang lebih canggih, seperti deep learning, juga merupakan langkah- langkah strategis untuk meningkatkan kualitas dan kehandalan model dalam menganalisis sentimen.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Purnama, R. Widayanti, P. Edastama and A. R. Saulina Panjaitan, "Bantuan Sosial Untuk Masyarakat Yang Terkena Dampak Ekonomi Selama Covid-19 di Garut," vol. 2, no. 1, pp. 67-72, 2021.
- [2] W. Setyowati, R. Widayanti and D. Supriyanti, "Implementation of e-business information system in indonesia: Prospects and challenges," vol. 1, no. 2, pp. 180-188, 2021.
- [3] R. Widayanti, "pemanfaatan media sosial untuk penyebaran informasi kegiatan sekolah menengah kejuruan Pasundan Tangerang," vol. 1, no. 2, pp. 81-87, 2015.
- [4] a. J. S. R. Feldman, "The Text Mining Handbook : Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data," 2007.
- [5] I. D. A. R. M. E. S. Mahayani, *Analisis Sentimen Twitter Terhadap Pembayaran ShopeePayLater Pada Aplikasi Belanja Online (Shopee) Menggunakan Metode Lexicon Based Dan Naive Bayes Classifier*, 2020.
- [6] D. a. S. A. P. Normawati, *Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter*, 2021.
- [7] R. N. S. & A. G. Prajyot Palimkar, "Machine Learning Technique to Prognosis Diabetes Disease: Random Forest Classifier Approach," 2021.
- [8] A. V. a. E. Z. Sudiantoro, "ANALISIS SENTIMEN TWITTER MENGGUNAKAN TEXT MINING DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER," 2018.
- [9] N. a. M. I. A. Indriani Widiastuti, *ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK FOR ASPECTBASED SENTIMENT ANALYSIS*, 2021.
- [10] a. A. S. P. A. RozI, "Analisis Sentimen Untuk Respon Masyarakat Terhadap Universitas (Studi Kasus : Universitas Mercu Buana Yogyakarta) Sentiment Analysis for Public Response to the University (Case Study: Universitas Mercu Buana Yogyakarta),," 2021.
- [11] L. Robinson, "Implementasi Metode Generalized Vector Space Model Pada Aplikasi Information Retrieval Untuk Pencarian Informasi Pada Kumpulan Dokumen Teknik Elektro Di UPT BPI LIPI," 2014.
- [12] I. a. I. H. Najiyah, "SENTIMEN ANALISIS COVID-19 DENGAN METODE PROBABILISTIC NEURAL NETWORK DAN TF-IDF," 2021.
- [13] R. W. D. S. Widhy Setyowati, "Implementation of e- business information system in indonesia: Prospects and challenges," vol. 1, no. 2, pp. 180-188, 2021.