

PUBLIC SENTIMENT ANALYSIS ON ELECTRIC CARS USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS

Rigger Damaiarta Tejayanda^{*1}, Bayu Prasetyo², Muhamad Agus Faisal³, Rakha Abigael⁴, Tatang Rohana⁵, Cici Emilia Sukmawati⁶

^{1,2,3,4,5,6}Information Engineering, Faculty of Computer Science, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Indonesia

Email: ¹if21.riggertejayand@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²if21.bayuprasetyo@mhs.ubpkarawang.ac.id,
³if21.muhamadfaisal@mhs.ubpkarawang.ac.id, ⁴if21.rakhaabigael@mhs.ubpkarawang.ac.id,
⁵tatang.rohana@ubpkarawang.ac.id, ⁶cici.emilia@ubpkarawang.ac.id

(Article received: May 27, 2024; Revision: June 13, 2024; published: August 31, 2024)

Abstract

The presence of electric vehicles has generated diverse opinions among the public, as widely discussed on social media. The lack of understanding about electric vehicle innovation can influence their perception. Issues such as infrastructure, high prices, pollution concerns, and adaptation to new technology present challenges for automotive companies in their innovation efforts. This study aims to analyze public sentiment towards electric vehicles through comments on the TikTok platform, which can serve as a reference for companies in evaluating and developing electric vehicle innovations. Six different classification algorithms were tested to determine the most effective and accurate one. The methods used include data collection of comments, pre-processing, data processing through stemming, tokenization, and stopwords removal techniques, as well as labeling and modeling stages. The results of the study show that Support Vector Machine are the most superior algorithms with the highest accuracy of 90%. This research provides new insights into public perception of electric cars and the effectiveness of various sentiment analysis algorithms in the context of social media.

Keywords: *Electric Car, Sentiment Analysis, Support Vector Machine, TikTok.*

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP MOBIL LISTRIK MENGGUNAKAN ALGORITMA MACHINE LEARNING

Abstrak

Kehadiran mobil listrik menimbulkan berbagai pendapat yang beragam di kalangan masyarakat, sebagaimana yang banyak dibicarakan di media sosial. Kurangnya pemahaman tentang inovasi mobil listrik dapat mempengaruhi persepsi mereka. Masalah infrastruktur, harga yang cenderung mahal, isu polusi, dan adaptasi terhadap teknologi baru menjadi tantangan bagi perusahaan otomotif dalam berinovasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap mobil listrik melalui komentar di platform TikTok, yang dapat menjadi acuan evaluasi bagi perusahaan dalam mengembangkan inovasi mobil listrik. Enam algoritma klasifikasi berbeda diuji untuk menentukan yang paling efektif dan akurat dalam melakukan klasifikasi. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data komentar, *pre-processing*, *processing data* melalui teknik *stemming*, *tokenization*, dan *stopwords removal*, serta tahapan *labelling* dan *modelling*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) adalah algoritma yang paling unggul dengan akurasi tertinggi sebesar 90%. Penelitian ini memberikan wawasan baru tentang persepsi masyarakat terhadap mobil listrik dan efektivitas berbagai algoritma analisis sentimen dalam konteks media sosial.

Kata kunci: *Analisis Sentimen, Mobil Listrik, Support Vector Machine, TikTok.*

1. PENDAHULUAN

Media sosial saat ini telah menjadi sarana berpendapat bagi masyarakat, termasuk dalam topik yang berkaitan dengan teknologi otomotif, seperti mobil listrik. Mobil listrik merupakan inovasi penting dalam industri otomotif yang dapat menjadi langkah

besar menuju masa depan dengan menyediakan solusi dari penggunaan energi baru[1]. Masyarakat, sebagai target konsumen dari perusahaan yang memproduksi mobil listrik menjadi penentu yang krusial dalam pengembangan mobil listrik. Penggunaan mobil listrik dinilai efektif karena tidak hanya ramah

lingkungan, tetapi juga memiliki tingkat kebisingan mesin yang rendah serta penggunaan baterai pada mobil listrik yang dapat mengurangi biaya jika dibandingkan dengan penggunaan bahan konvensional[2]. Meskipun cukup efektif, kehadiran mobil listrik memicu pro dan kontra di kalangan masyarakat seperti yang ramai di perbincangkan di media sosial[3], [4]. Di Indonesia, tingkat penerimaan mobil listrik masih tergolong rendah[5]. Terdapat beberapa permasalahan yang muncul karena kurangnya pemahaman tentang inovasi mobil listrik di kalangan masyarakat, yang dapat mempengaruhi persepsi mereka baik secara positif maupun negatif. Faktor-faktor yang mempengaruhi minat beli, seperti masalah infrastruktur *station charging* yang belum merata, dan masih perlu persiapan matang[6], serta harga yang mahal juga ikut berperan sebagai hambatan[7]. meskipun total biaya kepemilikan mobil listrik dalam jangka panjang bisa lebih ekonomis dibandingkan mobil konvensional. Masalah lainnya terdapat pada adaptasi teknologi baru yang menjadi tantangan perusahaan otomotif dalam melakukan inovasi, karena merasa tidak nyaman dengan perubahan dari sistem konvensional ke sistem yang lebih modern. Di sisi lain, isu polusi yang berkaitan dengan mobil listrik dan mobil konvensional juga mempengaruhi persepsi publik. Ada yang menyambut baik karena mobil listrik dinilai ramah lingkungan dan diklaim efektif menjadi solusi defisit migas[8].

Perusahaan otomotif secara konsisten melakukan inovasi guna menarik minat konsumen. Evaluasi respons dari konsumen terhadap produk sebelumnya menjadi hal yang penting. Tujuannya adalah untuk memperoleh keuntungan dari produk berikutnya dan menjaga daya saing perusahaan dengan pesaing lainnya[9]. Penelitian ini akan menganalisis persepsi atau pandangan masyarakat terhadap mobil listrik melalui pendekatan analisis sentimen di media sosial dengan memahami opini, emosi, dan pandangan pengguna yang diungkapkan di dalam teks atau komentar.

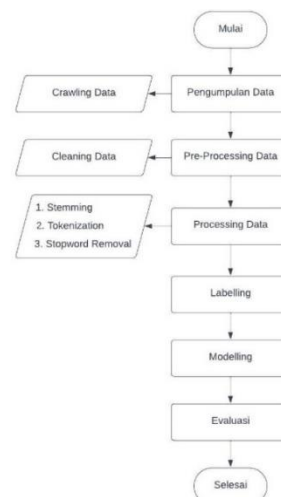
Studi sebelumnya mengenai analisis sentimen telah dilakukan dengan berbagai metode. Aryanti *et al* [4] dalam penelitiannya, menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk menganalisis sentimen di Twitter dengan akurasi yang mencapai 87.43%. Selain itu, penelitian lain oleh Santoso *et al* [3] menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan Optimisasi fitur seleksi *Particle Swarm Optimization* (PSO) juga telah terbukti meningkatkan akurasi analisis sentimen, menunjukkan bahwa 94,25% pengguna Twitter setuju dengan kehadiran mobil listrik. Lebih lanjut, terdapat penelitian oleh ong *et al* [10] untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi minat pembelian mobil *hybrid* menggunakan *Random Forest Classifier* (RFC) dan *Deep Learning Neural Network* (DLNN). Studi ini mengumpulkan 1048 *response* serta mengidentifikasi bahwa

Perceived Environmental Concerns (PENC), *Attitude* (AT), *Perceived Behavioral Control* (PBC), dan *Performance Expectancy* (PE) adalah faktor paling signifikan yang mempengaruhi niat pembelian. RFC menunjukkan akurasi sebesar 94%, sedangkan DLNN menunjukkan akurasi lebih tinggi yaitu 96,60%. Penelitian terhadap sentimen pengguna Twitter juga dilakukan oleh Putra *et al* [11] dengan algoritma *K-Nearest Neighbors* mencapai akurasi sebesar 73.42%, dan 73.08% opini terhadap kebijakan subsidi kendaraan listrik cenderung negatif. Kemudian, terdapat juga penelitian analisis sentimen menggunakan algoritma *Logistic Regression* yang dilakukan oleh Bahtiar [12] mencapai tingkat akurasi hingga 84,58%. Terdapat juga penelitian sentimen analisis yang menggunakan algoritma *Decision Tree* oleh [13] terhadap analisis Sentimen ulasan pengguna aplikasi *M-Banking* dengan melakukan komparasi terhadap empat *kernel*. Hasil yang diperoleh dari algoritma *Decision Tree* mencapai akurasi sebesar 83%.

Analisis sentimen adalah proses untuk memahami pendapat atau persepsi individu[14]. Melalui analisis sentimen, dapat diketahui apakah respons pengguna terhadap suatu hal, seperti penggunaan mobil listrik, cenderung positif, negatif, atau netral[15].

Analisis sentimen pada komentar di platform TikTok menjadi tujuan utama pada penelitian ini, dengan mengklasifikasikan persepsi masyarakat mengenai inovasi mobil listrik di Indonesia. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai pandangan masyarakat terkait mobil listrik. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk membandingkan performa dari enam algoritma klasifikasi, diantaranya algoritma *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbors*, *Random Forest*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine*, dan *Logistic Regression* guna menemukan algoritma yang paling efektif dan akurat dalam menganalisis sentimen mengenai mobil listrik.

2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian

Dalam penelitian ini, dijelaskan tahapan-tahapan metode penelitian yang akan dilakukan. Alur penelitian disajikan dalam Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1. Alur Penelitian, terdapat enam tahapan utama dalam proses analisis sentimen yang dilakukan, diantaranya sebagai berikut.

2.1. Pengumpulan Data

Crawling adalah metode untuk memperoleh informasi pada sebuah topik dari situs web[16]. Pada tahap awal, *crawling* diterapkan sebagai metode pengumpulan data. Data tersebut diperoleh dari komentar-komentar di TikTok yang mencerminkan persepsi masyarakat terhadap mobil listrik. Total jumlah data yang berhasil dikumpulkan adalah sebanyak 1032 data komentar.

2.2. Pre-Processing Data

Pada tahap pre-processing data, langkah ini bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi kumpulan data yang siap untuk dianalisis lebih lanjut[17]. Data mentah yang berhasil dikumpulkan pada tahap *crawling data* akan melalui proses pembersihan dari komentar yang tidak memiliki nilai atau bernilai null, serta menghapus data duplikat atau spam. Selanjutnya, dilakukan penghapusan elemen-elemen yang tidak relevan, seperti simbol, tagar, nama pengguna, URL, dan alamat email.

2.3. Processing Data

Tahap selanjutnya yaitu *processing data*, yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas data agar siap untuk analisis lebih lanjut. Dalam tahap *processing data*, terdapat tiga proses utama yang akan dilakukan, yaitu:

- a. *Stemming*, dilakukan untuk menormalisasikan kata dengan mengubahnya ke bentuk dasar[18], seperti penghapusan tanda baca, kata-kata umum yang tidak relevan serta meningkatkan efisiensi analisis teks.
- b. *Tokenization*, dijalankan untuk memecah teks atau data menjadi bagian-bagian yang lebih kecil. Pemecahan teks tersebut berasal dari sebuah kalimat yang menjadi potongan kata[19]. Tujuannya untuk memudahkan analisis atau pemrosesan lebih lanjut.
- c. *Stopword Removal*, melibatkan kata-kata yang disaring untuk diidentifikasi apakah terdapat kata yang tidak memiliki nilai atau *value* dan tidak relevan, karena tidak memberikan kontribusi informasi pada kalimat[8]. Kata-kata tersebut kemudian dihapus dari teks.

2.4. Labelling

Labelling atau pemberian label merupakan tahap untuk menentukan respon cuitan komentar

yang ada di dalam dataset secara manual[3]. Pada tahap *labelling* akan memberikan label pada cuitan komentar dengan tujuan untuk mengklasifikasikan komentar menjadi tiga label, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses ini dilakukan untuk menetapkan nilai bobot per kata.

2.5. Modelling

Pada tahapan ini, model klasifikasi akan diuji menggunakan data komentar yang sudah melalui tahap *processing* dan *labelling*. *Modelling* ini melibatkan algoritma *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbors*, *Random Forest*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine*, dan *Logistic Regression*. Algoritma-algoritma tersebut dipilih untuk analisis sentimen data teks karena masing-masing memiliki keunggulan dalam mengelola dan mengklasifikasikan data yang kompleks.

a. *Naïve Bayes*

Algoritma *Naïve Bayes* adalah algoritma klasifikasi yang menghitung semua probabilitas berdasarkan teorema Bayes[20]. Penggunaan teorema Bayes melibatkan penggabungan *prior probability* dan *conditional probability* dalam satu rumus yang dapat digunakan untuk menghitung probabilitas dari setiap kemungkinan klasifikasi[21]. Pada tahap ini, algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk melakukan klasifikasi pada setiap data sentimen yang telah diberi label.

b. *K-Nearest Neighbors*

K-Nearest Neighbors (KNN) adalah algoritma pembelajaran terawasi yang dapat digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Algoritma KNN beroperasi dengan mencari K titik data terdekat dari sampel yang diberikan, dan menggunakan label kelas atau nilai dari titik data ini untuk membuat prediksi terkait label kelas atau nilai dari sampel[22]. Syarat untuk nilai K adalah bahwa K tidak boleh melebihi jumlah data yang tersedia.

c. *Random Forest*

Random Forest adalah metode *machine learning* yang dioperasikan untuk melakukan klasifikasi dan regresi pada data[23]. *Random Forest* bekerja dengan menggabungkan beberapa *Decision Tree* yang dibuat secara acak untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Metode ini memiliki keunggulan, seperti meningkatkan akurasi prediksi pada data yang memiliki nilai yang hilang, ketahanan terhadap *outlier*, efisiensi dalam penyimpanan data, dan kemampuan seleksi fitur untuk meningkatkan performa model klasifikasi[24].

d. *Decision Tree*

Decision Tree (Pohon Keputusan) adalah salah satu alat pendukung keputusan dalam *machine learning* yang memanfaatkan model keputusan yang terstruktur seperti pohon untuk tugas klasifikasi[25]. Konsep mendasar dari algoritma ini menggambarkan keputusan sebagai struktur pohon, dengan simpul sebagai representasi keputusan, cabang-cabang

sebagai kondisi berdasarkan fitur-fitur input, dan data sebagai hasil klasifikasi atau nilai regresi[26].

e. *Support Vector Machine*

Support Vector Machine (SVM) merupakan teknik dalam pembelajaran mesin yang dipakai untuk klasifikasi dan regresi. Konsep dasar pada metode SVM adalah mencari *hyperlane* yang dapat memisahkan dengan maksimal antara dua kelas data. SVM adalah model pembelajaran yang beroperasi diruang fitur berdimensi tinggi, menggunakan fungsi linear sebagai dasar dalam membentuk hipotesis[27].

f. *Logistic Regression*

Logistic Regression adalah metode statistik yang digunakan untuk melakukan klasifikasi, memperkirakan probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan satu atau beberapa variabel independen. Proses klasifikasi dengan menggunakan *Logistic Regression* melibatkan ekstraksi fitur yang memiliki nilai *real* dari menggunakan nilai ambang. *Logistic regression* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif, atau dalam kelas-kelas ganda menggunakan *Logistic Regression* multinomial[28].

2.6. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja dari suatu model klasifikasi dalam *machine learning* untuk memberikan gambaran seberapa baik model klasifikasi melakukan prediksi terhadap label yang berbeda. Dalam penelitian ini, *confusion matrix* digunakan sebagai alat untuk mengukur berbagai metrik evaluasi kinerja model, termasuk akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*[29]. Keterangan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Keterangan *Confusion Matrix*

No	Label	Keterangan
1	TP	<i>True Positive</i>
2	TN	<i>True Negative</i>
3	FP	<i>False Positive</i>
4	FN	<i>False Negative</i>

Pada Tabel 1 menunjukkan keterangan *confusion matrix*, nilai TP (*True Positive*) menunjukkan model berhasil mengidentifikasi data positif dengan tepat. Sementara itu, TN (*True Negative*) merujuk model yang dapat mengidentifikasi data negatif dengan akurat. Keadaan FP (*False Positive*) terjadi ketika model keliru mengklasifikasi data *negative* menjadi *positive*. Sementara FN (*False Negative*) terjadi ketika model salah mengklasifikasi data *positive* sebagai *negative*. Untuk menentukan perhitungan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dapat dilihat pada rumus dibawah ini.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \tag{1}$$

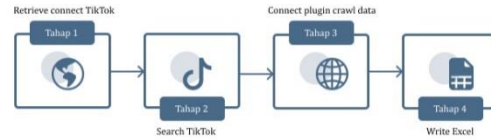
$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3}$$

$$F1 - score = 2 x \frac{(precision*recall)}{(precision+recall)} \tag{4}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

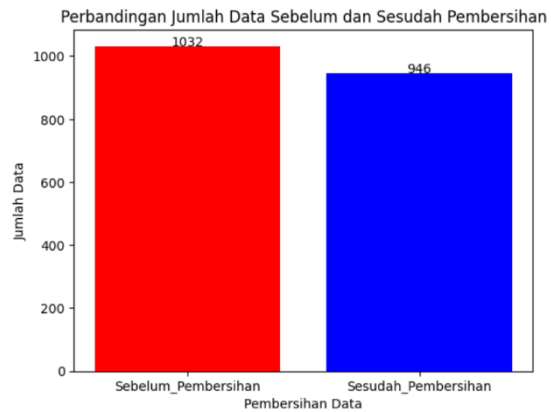
3.1. Pengumpulan Data



Gambar 2. Alur Proses Pengumpulan Data

Gambar 2 menunjukkan tahap awal dalam proses pengumpulan data, dimulai dengan mengakses platform TikTok untuk mencari komentar yang berkaitan dengan sentimen terhadap mobil listrik. Sebanyak 1032 komentar berhasil dikumpulkan dari TikTok dengan menggunakan teknik *crawling data*. Setelah itu, data disimpan dalam format Excel untuk pengolahan berikutnya.

3.2. Pre-Processing Data



Gambar 3. Perbandingan Total Data Sebelum Dan Sesudah

Gambar 3 menampilkan total data sebelum dan setelah dilakukan proses pembersihan. Sebelumnya, terdapat 1032 data, namun setelah dibersihkan dari *missing values* dan duplikat yang dapat mempengaruhi penelitian, jumlahnya berkurang menjadi 946 data. Setelah melewati tahap *pre-processing*, data kemudian akan dilanjutkan ke tahap *processing data*.

3.3. Processing Data

Tahap *processing data* memiliki tiga langkah yang akan di jalankan, yaitu *stemming*, *tokenization*, dan *stopwords removal*. Tahap pertama pada *processing data* adalah *stemming*. Hasil dari *stemming* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Data Sebelum Dan Sesudah *Stemming*

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
1. yang penting hemat pengeluaran sehari	1. yang penting hemat keluar hari
2. emangnya klw mobil bensin lebih ramah lingkungan apa	2. emang klw mobil bensin ramah lingkungan apa
3. selagi tidak berlebihan dan ada kesadaran untuk menjaga alam pasti ada keuntungan	3. selagi tidak lebih dan ada sadar untuk jaga alam pasti ada untung

Tabel 2 menunjukkan perbandingan data sebelum dan sesudah *stemming*. Hasil dari *stemming* menunjukkan perubahan data komentar menjadi kata dasar. Setelah tahap *stemming*, tahap selanjutnya yaitu *tokenization* yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Data Sebelum Dan Sesudah *Tokenization*

Sebelum <i>Tokenization</i>	Sesudah <i>Tokenization</i>
1. takut kesetrum apalagi kalo kena banjir hahah	1. ['takut', 'setrum', 'apalagi', 'kalo', 'kena', 'banjir', 'hahah']
2. makanya skrng lagi proses ke energi terbarukan	2. ['makanya', 'skrng', 'lagi', 'proses', 'ke', 'energi', 'baru']
3. yang ramah lingkungan cuma jalan kaki	3. ['yang', 'ramah', 'lingkungan', 'cuma', 'jalan', 'kaki']

Tabel 3 menunjukkan perbandingan antara data sebelum dan sesudah proses *tokenization*. Proses *tokenization* menghasilkan pemisahan kata-kata dalam data untuk mempermudah pemahaman. Hasil *tokenization* ini akan dilanjutkan pada tahap *stopwords removal* yang tercantum dalam Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Data Sebelum Dan Sesudah *Stopwords Removal*

Sebelum <i>Stopwords Removal</i>	Sesudah <i>Stopwords Removal</i>
1. cuan terus cuannya di pake buat benerin lingkungan.	1. ['cuan', 'cuannya', 'pake', 'buat', 'benerin', 'lingkungan']
2. lingkungan lah kalo lingkungan kita bagus bisa jadi wisata terus jadi cuan.	2. ['lingkung', 'lah', 'kalo', 'lingkung', 'bagus', 'bisa', 'jadi', 'wisata', 'jadi', 'cuan']
3. cuan dan lingkungan harus setara.	3. ['cuan', 'lingkungan', 'harus', 'tara']

Tabel 4 menunjukan perbandingan data sebelum dan setelah dilakukan *stopwords removal*. Metode *stopwords removal* akan menyaring kata yang tidak memiliki nilai dan menghapusnya. Hasil dari tahap *processing data* akan menjadi dasar dari tahap *labelling*.

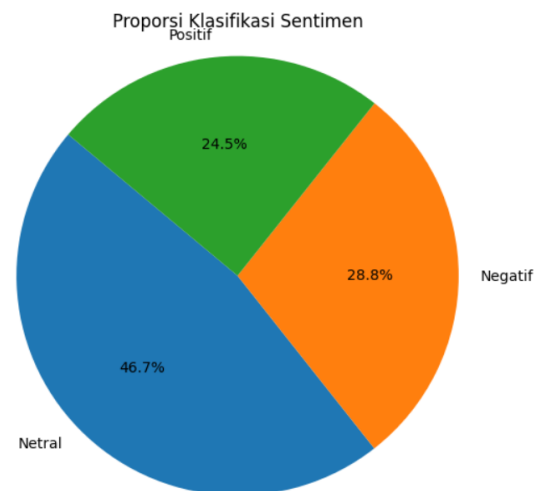
3.4. Labelling

Tabel 5. Data Hasil *Labelling*

No	Teks	Score	Label
1	tapi paling nggak polusi mulai rangin dengan guna mobil listrik bang yaak	2	Positif
2	unggul mobil listrik mana ada stop kontak di situ mobil sy kenyang	1	Netral
3	mobil listrik memang praktis tapi mahal dan kalau ngecharge hrs cari tempat chargenya dan blm byk di indonesia	-1	Negatif

4	lebih tepat nya ga ada mobil listrik di dunia yg ramah lingkung bangkit listrik angin dan surya juga tdk ramah lingkung	0	Netral
5	Tidak kalo pake mobil listrik polusi ngumpul di satu tempat yaitu pltu udara kota padat lebih bersih	2	Positif

Pada Tabel 5, menunjukkan 5 sampel data komentar yang sudah diberi label. Pemberian label diberikan berdasarkan bobot kata atau *score*. Hasil *score* didapat karena kata akan dianalisa secara otomatis dari kalimat, kemudian dijumlahkan. *Score* yang didapat tersebut kemudian akan dilakukan klasifikasi. Hasil dari tahap *labelling* yang sudah dibuat, diperoleh hasil klasifikasi pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi Klasifikasi

Pada Gambar 4, menunjukan klasifikasi sentimen positif mencapai 24,5% atau 232 komentar positif, sementara sentimen negatif berisi 28,8% atau 272 komentar. Pada sentimen netral hasil yang didapat sebanyak 46,7% atau 442 komentar. Setelah tahap *Labelling*, data komentar akan dilakukan *Modelling*.

3.5. Modelling

Tahap *modelling* dimulai dengan membagi data menjadi dua bagian dengan rasio 70:30, data yang digunakan untuk pelatihan sebesar 70% dan 30% data digunakan untuk pengujian. Tahap *modelling* menggunakan enam algoritma *machine learning* yaitu *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbors*, *Random Forest*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine* dan *Logistic Regression*. Berikut hasil dari enam algoritma terhadap sentimen mobil listrik.

3.5.1. Naïve Bayes

Tabel 6. Hasil *Modelling Naïve Bayes* Performa *Naïve Bayes*

Label	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Negatif	73%	69%	71%	81 %
Netral	83%	89%	87%	

Label	Precision	Recall	F1-score
Positif	100%	0%	0%

Tabel 6 menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* mencapai akurasi sebesar 0.81 atau 81%. Presisi yang beragam untuk setiap kategori, yaitu 73% untuk negatif, 100% untuk netral, dan 100% untuk positif. Sementara itu, *recall* untuk kategori negatif 69%, untuk netral 89% dan untuk kategori positif 0% yang berarti model gagal untuk mengidentifikasi kategori positif secara efektif. *F1-Score* yang dihasilkan untuk negatif adalah 71%, dengan netral mencapai 87%, dan 0% untuk positif.

3.5.2. K-Nearest Neighbors

Tabel 7. Hasil *Modelling K-Nearest Neighbors*
Performa *K-Nearest Neighbors*

Label	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Negatif	96%	45%	62%	81 %
Label	Precision	Recall	F1-score	
Netral	79%	99%	88%	
Label	Precision	Recall	F1-score	
Positif	100%	0%	0%	

Pada Tabel 7 yang menunjukkan analisis model K-NN, tingkat akurasi mencapai skor sebesar 0.81 atau 81%. Presisi yang didapat untuk kategori negatif yaitu 96%, netral di angka 79% , dan positif sebesar 100%. Di sisi lain, kinerja *recall* pada kategori netral terbukti lebih unggul, dengan skor sebesar 99%, dibandingkan dengan kategori negatif yang memiliki skor 45%, dan kategori positif yang tidak mencetak skor sama sekali (0.00) atau 0%. *F1-Score* menunjukkan bahwa model ini efektif untuk kategori netral dengan skor 88%, namun kurang efektif untuk kategori negatif dan positif dengan skor masing-masing 62% dan 0%..

3.5.3. Random Forest

Tabel 8. Hasil *Modelling Random Forest*
Performa *Random Forest*

Label	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Negatif	97%	62%	76%	86%
Label	Precision	Recall	F1-score	
Netral	83%	99%	91%	
Label	Precision	Recall	F1-score	
Positif	100%	0%	0%	

Penggunaan model *Random Forest* yang ada pada Tabel 8 menghasilkan akurasi sebesar 0.86 atau 86%. Model ini menunjukkan presisi yang tinggi untuk kategori negatif dan positif, dengan nilai masing-masing 97% dan 100%, serta 83% untuk kategori netral. Model ini memiliki kelemahan dalam *recall*, terutama untuk kategori negatif dan positif dengan nilai *recall* masing-masing 62% dan 0%. Hasil untuk label netral mencapai 99%. *F1-Score* yang dihasilkan cukup untuk kategori netral yaitu 91%, namun lebih rendah untuk negatif yaitu 76%, dan tidak ada skor untuk positif.

3.5.4. Decision Tree

Tabel 9. Hasil *Modelling Decision Tree*
Performa *Decision Tree*

Label	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Negatif	87%	82%	84%	87%
Label	Precision	Recall	F1-score	
Netral	90%	92%	91%	
Label	Precision	Recall	F1-score	
Positif	0%	0%	0%	

Pada Tabel 9, menunjukkan perolehan model *Decision Tree* dengan akurasi mencapai 0.87 atau 87%. Nilai presisi yang dicapai cukup baik dengan kategori negatif dan netral mencapai masing-masing 87% dan 90%, *recall* masing-masing di angka 82% dan 92%, serta *f1-score* masing-masing yaitu 84% dan 91%, namun tidak berhasil mengklasifikasikan kategori positif dengan 0% presisi, *recall*, dan *f1-score*.

3.5.5. Support Vector Machine

Tabel 10. Hasil *Modelling Support Vector Machine*
Performa *Support Vector Machine*

Label	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Negatif	92%	84%	88%	90 %
Label	Precision	Recall	F1-score	
Netral	90%	96%	93%	
Label	Precision	Recall	F1-score	
Positif	0%	0%	0%	

Berdasarkan Tabel 10, model *Support Vector Machine* (SVM) yang digunakan mencapai 0.90 atau akurasi sebesar 90%. Dalam klasifikasi, model ini menunjukkan presisi yang tinggi untuk kategori netral dengan nilai 90% dan *recall* 96%, serta *f1-score* yang impresif yaitu 93%. Untuk kategori negatif, presisi mencapai 92% dengan *recall* 84%, menghasilkan *f1-score* sebesar 88%. Meskipun begitu, model ini tidak efektif dalam mengidentifikasi kategori positif, dengan presisi dan *recall* keduanya 0%, sehingga *f1-score* juga 0%..

3.5.6. Logistic Regression

Tabel 5. Hasil *Modelling Logistic Regression*
Performa *Logistic Regression*

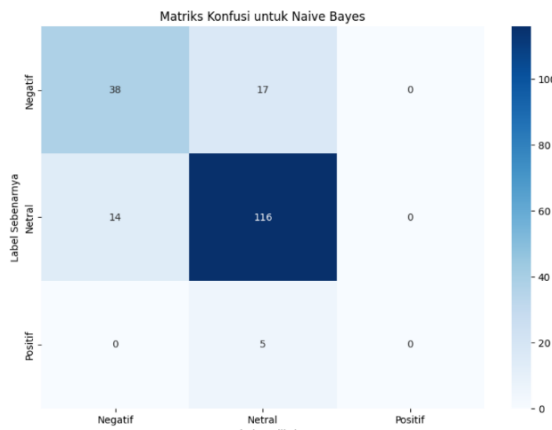
Label	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Negatif	88%	67%	76%	85 %
Label	Precision	Recall	F1-score	
Netral	84%	96%	90%	
Label	Precision	Recall	F1-score	
Positif	100%	0%	0%	

Hasil model *Logistic Regression* yang ada pada Tabel 11 menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 0.85 atau 85%. Model *Logistic Regression* mendapat skor presisi negatif sebesar 88%, netral 84%, dan 100% untuk positif. *Recall* untuk kategori negatif mencapai 67%, yang lebih rendah dari kategori netral dengan skor 96%, dan positif yang tidak memiliki nilai *recall*. *F1-score* untuk kategori negatif hanya 76%, sementara netral mencapai 90%. Model gagal mengidentifikasi kategori positif dengan presisi dan *recall* keduanya 0%, sehingga tidak ada *f1-score* untuk kategori positif.

3.6. Evaluasi

Dalam penelitian ini, enam algoritma klasifikasi yang berbeda telah dievaluasi untuk menentukan algoritma yang paling efektif dalam mengklasifikasikan sentimen mobil listrik. Hasil evaluasi setiap algoritma terhadap sentimen tersebut ditampilkan melalui *confusion matrix*.

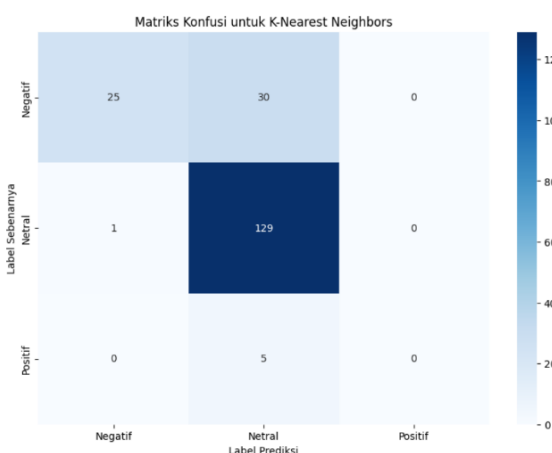
3.6.1. Naïve Bayes



Gambar 5. Hasil *Confusion Matrix Naïve Bayes*

Berdasarkan Gambar 5, menunjukkan evaluasi *Confusion Matrix* pada model Naive Bayes. Terdapat 116 *True Positive* (TP) dan 17 *False Positive* (FP) untuk kategori negatif, 38 *True Negative* (TN) dan 14 *False Negative* (FN) untuk kategori netral. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengidentifikasi kategori netral, namun kurang efektif dalam mengenali kategori negatif dan positif.

3.6.2. K-Nearest Neighbors

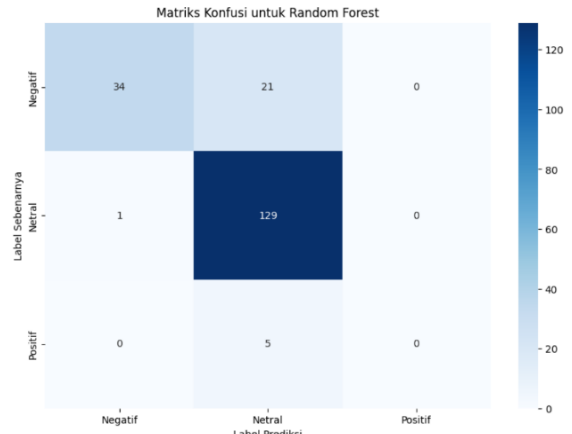


Gambar 6. Hasil *Confusion Matrix K-Nearest Neighbors*

Gambar 6 menunjukkan hasil kinerja model klasifikasi pada data uji, dengan menunjukkan jumlah *True Positive* sebanyak 129, *True Negative* sebanyak 25, *False Positive* sebanyak 30, dan *False Negative* sebanyak 1. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik dalam

mengidentifikasi kategori netral, cukup baik dalam mengklasifikasi kategori negatif, namun kurang memuaskan dalam mengklasifikasi kategori positif.

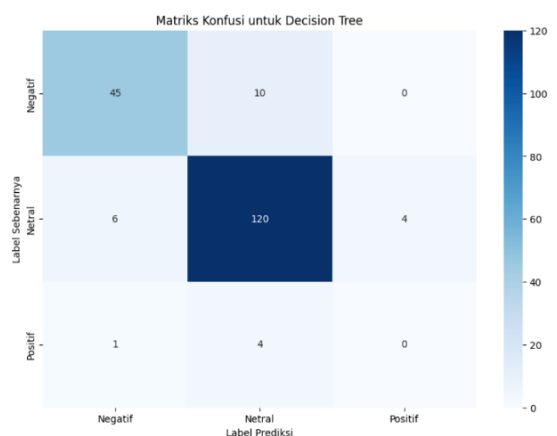
3.6.3. Random Forest Classifier



Gambar 7. Hasil *Confusion Matrix Random Forest Classifier*

Gambar 7 menunjukkan hasil kinerja dari model *Random Forest* dalam mengklasifikasi sentimen mobil listrik. Dari *confusion matrix* yang disajikan, didapatkan nilai *True Positive* sebanyak 129, *True Negative* sebanyak 34, *False Positive* sebanyak 21, dan *False Negative* sebanyak 1. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali kategori netral, cukup baik dalam mengenali kategori negatif, namun kurang efektif dalam mengenali kategori positif.

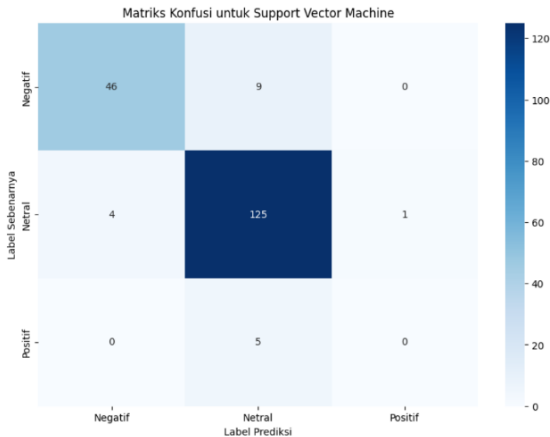
3.6.4. Decision Tree



Gambar 7. Hasil *Confusion Matrix Decision Tree*

Pada Gambar 7, menyajikan hasil kinerja dari model *Decision Tree* pada sentimen mobil listrik dengan nilai *True Positive* sebesar 120, sedangkan untuk nilai *True Negative* sebesar 45, untuk *False Positive* sebesar 10, namun *False Negative* memiliki nilai terendah sebesar 6. Dapat disimpulkan bahwa model sangat baik dalam mengenali kategori netral dan cukup baik dalam mengenali kategori negatif, namun memiliki kinerja yang kurang dalam mengenali kategori positif.

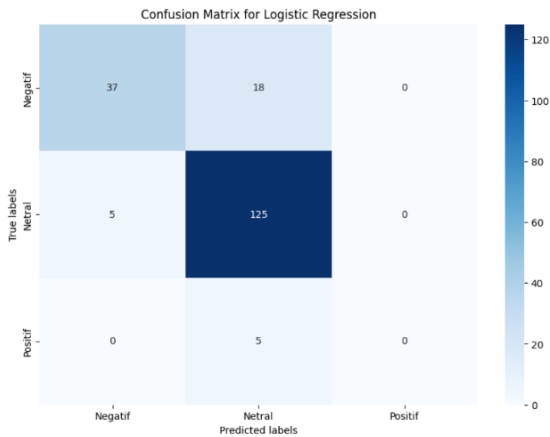
3.6.5. Support Vector Machine



Gambar 8. Hasil Confusion Matrix Support Vector Machine

Gambar 8 menunjukkan evaluasi kinerja model Support Vector Machine dalam menganalisis sentimen mobil listrik. Diperoleh nilai True Positive tertinggi sebesar 125, disusul dengan True Negative sebesar 46. Meskipun terdapat 9 False Positive, namun jumlah False Negative hanya sebesar 4, yang merupakan nilai terendah. Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali kategori netral dan negatif, namun kurang dalam mengenali kategori positif.

3.6.6. Logistic Regression



Gambar 9. Hasil Confusion Matrix Logistic Regression

Gambar 9 menyajikan hasil dari kinerja model Logistic Regression dalam menganalisis sentimen mobil listrik, nilai True Positive mencapai 125 dengan nilai tertinggi, diikuti dengan True Negative sebesar 37, sedangkan False Positive memperoleh nilai sebesar 18, namun False Negative hanya memperoleh nilai sebesar 5. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi kategori netral dan negatif, namun sangat kurang dalam mengenali kategori positif.

4. DISKUSI

Dari hasil penelitian ini, diperoleh hasil bahwa algoritma Support Vector Machine (90%) dan Naive Bayes (81%) unggul dalam analisis sentimen. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya tentang perbandingan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine, dalam analisis sentimen Twitter terkait mobil listrik di Indonesia, yang menunjukkan bahwa Support Vector Machine lebih akurat (70,82%) dibandingkan Naive Bayes (63,02%)[30].

Penelitian lain tentang analisis sentimen YouTube terkait mobil listrik menggunakan algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors menunjukkan mayoritas komentar negatif (57,4%), dengan positif 33,3% dan netral 9,3%. K-Nearest Neighbor unggul dengan akurasi 93,23%, presisi 93,91%, dan recall 91,56%, sedangkan Naive Bayes mencapai akurasi 86,95%, presisi 80,51%, dan recall 91,23%[31]. Dengan demikian, Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors dari penelitian tersebut menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan penelitian ini yang memiliki akurasi 81%.

Penelitian lain membandingkan algoritma Naive Bayes dan Random Forest dalam mengklasifikasikan popularitas artikel berita. Hasilnya menunjukkan bahwa Random Forest unggul dengan akurasi 99,75%, recall rata-rata 99,7%, dan presisi rata-rata 98,7%[32]. Sedangkan dalam penelitian ini, Random Forest menunjukkan akurasi yang lebih rendah (86%) jika dibandingkan dengan hasil penelitian tersebut.

Penelitian berjudul “Pengukuran Sentimen Sosial Terhadap Teknologi Kendaraan Listrik: Bukti Empiris di Indonesia” menunjukkan bahwa Naive Bayes memiliki performa terbaik dengan akurasi 94%, diikuti oleh K-Nearest Neighbors (92,25%) dan Decision Tree (85,61%)[17]. Dalam konteks ini, hasil akurasi Decision Tree dalam penelitian tersebut sedikit lebih rendah dibandingkan dengan penelitian ini yang memperoleh hasil akurasi sekitar 87%.

Terdapat penelitian lain terkait analisis sentimen masyarakat terhadap kendaraan listrik di Indonesia menggunakan data Twitter dengan metode Logistic Regression dan optimasi Principal Component Analysis (PCA). Dari 1874 tweet, 86,9% opini positif dan 13,1% negatif. Logistic Regression mencapai akurasi 87,9%, meningkat menjadi 90% setelah dioptimalkan dengan PCA[2]. Hasil ini hampir sejalan dengan temuan dari penelitian ini bahwa Logistic Regression memiliki akurasi 85%.

Dari perbandingan dengan beberapa penelitian yang telah diulas, berbagai metode dan algoritma klasifikasi yang digunakan dalam analisis sentimen menunjukkan hasil yang bervariasi dalam akurasi, recall, dan presisi. Variasi ini disebabkan oleh faktor seperti kualitas dan jumlah data, teknik pre-processing, serta pengaturan parameter algoritma. Meski begitu, rata-rata algoritma yang digunakan telah terbukti memiliki hasil kinerja yang cukup tinggi.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi dan menganalisis sentimen masyarakat terhadap mobil listrik menggunakan data dari komentar di TikTok. Dari enam algoritma yang telah diuji, diperoleh hasil yang menunjukkan bahwa dari perbandingan enam algoritma yang telah dijalankan, Support Vector Machine adalah yang paling unggul dengan akurasi 90%. Diikuti oleh Decision Tree (87%), Random Forest (86%), Logistic Regression (85%), serta Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor yang sama-sama memiliki akurasi 81%. Hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan algoritma yang tepat sangat penting untuk mendapatkan hasil analisis sentimen yang akurat dan dapat diandalkan. Penelitian ini juga menegaskan pentingnya analisis sentimen dalam memahami pandangan publik, khususnya dalam konteks adopsi teknologi baru seperti mobil listrik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. L. K. Yamamura, H. Takiya, C. A. S. Machado, J. C. C. Santana, J. A. Quintanilha, and F. T. Berssaneti, "Electric Cars in Brazil: An Analysis of Core Green Technologies and the Transition Process," *Sustain.*, vol. 14, no. 10, 2022, doi: 10.3390/su14106064.
- [2] Y. Pratama, D. T. Murdiansyah, and K. M. Lhaksana, "Analisis Sentimen Kendaraan Listrik Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Logistic Regression dan Principal Component Analysis," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 529–535, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5575.
- [3] A. Santoso, A. Nugroho, and A. S. Sunge, "Analisis Sentimen Tentang Mobil Listrik Dengan Metode Support Vector Machine Dan Feature Selection Particle Swarm Optimization," *J. Pract. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 24–31, 2022, doi: 10.37366/jpcs.v2i1.1084.
- [4] P. G. Aryanti and I. Santoso, "Analisis Sentimen Pada Twitter Terhadap Mobil Listrik Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *IKRA-ITH Inform. J. Komput. dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 133–137, 2023, [Online]. Available: <https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/ikraith-informatika/article/view/2821>
- [5] A. F. Gandajati and L. P. Mahyuni, "Kendaraan listrik di mata gen y: faktor apa yang menjelaskan minat belinya?," *Forum Ekon. J. Ekon. Manaj. dan Akunt.*, vol. 24, no. 4, pp. 717–723, 2022, doi: 10.30872/jfor.v24i4.10436.
- [6] A. Sri Widagdo *et al.*, "Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia Menggunakan Long-Short Term Memory (LSTM)," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 416–423, 2023.
- [7] A. Karimah *et al.*, "Analisis Sentimen Komentar Video Mobil Listrik Di Platform youtube dengan metode naive bayes," vol. 8, no. 1, pp. 767–773, 2024.
- [8] F. N. Alin, M. hafid totohendarto, and M. Rafi Muttaqin, "Analisis Sentimen Terhadap Kendaraan Listrik Pada Platform Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 1989–1994, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7023.
- [9] W. Nai *et al.*, "A Comprehensive Review of Driving Style Evaluation Approaches and Product Designs Applied to Vehicle Usage-Based Insurance," *Sustain.*, vol. 14, no. 13, 2022, doi: 10.3390/su14137705.
- [10] A. K. S. Ong *et al.*, "Purchasing Intentions Analysis of Hybrid Cars Using Random Forest Classifier and Deep Learning," *World Electr. Veh. J.*, vol. 14, no. 8, 2023, doi: 10.3390/wevj14080227.
- [11] A. S. Putra, D. Anubhakti, and L. L. Hin, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kebijakan Subsidi Kendaraan Listrik," *Semin. Nas. Mhs. Fak. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 736–744, 2023, [Online]. Available: <http://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/senafiti/article/view/871%0Ahttps://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/senafiti/article/download/871/549>
- [12] S. A. H. Bahtiar, "Perbandingan Naive Bayes dan Logistic Regression dalam Sentiment Analysis pada Review Marketplace menggunakan Rating- Based Labeling," *Univ. Islam Indones.*, 2023, [Online]. Available: [dspace.uui.ac.id/123456789/46497](https://space.uui.ac.id/123456789/46497)
- [13] N. Zelina and A. Afyati, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi M- Banking Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Decision Tree," vol. 7, no. 1, pp. 31–37, 2024.
- [14] E. Priansyah and T. Sutabri, "Analisis Sentimen Berbasis Naive Bayes Pada Media Sosial Twitter Terhadap Hasil Pemilu Indonesia 2024," *IJM Indones. J. Multidiscip.*, vol. 2, pp. 128–138, 2024, [Online]. Available: <https://journal.csspublishing/index.php/ijm>
- [15] A. N. Huzna, I. Nurhayati, A. E. Saputri, M. Huda, and Qomarul, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP MOBIL LISTRIK DI INDONESIA PADA TWITTER: PENERAPAN NAIVE BAYES CLASSIFIER UNTUK MEMAHAMI

- OPINI PUBLIK,” vol. 14, no. 2, pp. 87–93, 2024.
- [16] J. Muliawan and E. Dazki, “Sentiment Analysis of Indonesia’S Capital City Relocation Using Three Algorithms: Naïve Bayes, Knn, and Random Forest,” *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 5, pp. 1227–1236, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.5.1436.
- [17] A. F. Riyadi, F. R. Rahman, M. A. Nofa Pratama, M. K. Khafidli, and H. Patria, “Pengukuran Sentimen Sosial Terhadap Teknologi Kendaraan Listrik: Bukti Empiris di Indonesia,” *Expert J. Manaj. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 11, no. 2, p. 141, 2021, doi: 10.36448/expert.v11i2.2171.
- [18] R. Riskawati, F. Fatihanursari, I. Iin, and A. Rizki Rinaldi, “Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Aplikasi Gopay,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 346–353, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8699.
- [19] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, and Y. Azhar, “Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter,” *Smatika J.*, vol. 10, no. 02, pp. 71–76, 2020, doi: 10.32664/smatika.v10i02.455.
- [20] F. Matheos Sarimole and K. Kudrat, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Satu Sehat Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, pp. 783–790, 2024, doi: 10.55338/saintek.v5i3.2702.
- [21] W. Yulita, E. D. Nugroho, and M. H. Algifari, “Sentiment Analysis on Public Opinion About the Covid-19 Vaccine Using the Naïve Bayes Classifier Algorithm,” *Jdmsi*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, 2021.
- [22] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, “Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN,” *J. KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [23] M. M. Mutoffar, M. Naseer, and A. Fadillah, “Klasifikasi Kualitas Air Sumur Menggunakan Algoritma Random Forest,” *Naratif J. Nas. Riset, Apl. dan Tek. Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 138–146, 2022, doi: 10.53580/naratif.v4i2.160.
- [24] R. Supriyadi, W. Gata, N. Maulidah, and A. Fauzi, “Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Kualitas Anggur Merah,” *E-Bisnis J. Ilm. Ekon. dan Bisnis*, vol. 13, no. 2, pp. 67–75, 2020, doi: 10.51903/e-bisnis.v13i2.247.
- [25] K. A. Rokhman, B. Berlilana, and P. Arsi, “Perbandingan Metode Support Vector Machine Dan Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Review Komentar Pada Aplikasi Transportasi Online,” *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, 2021, doi: 10.24076/joism.2021v3i1.341.
- [26] Y. A. Pratama, F. Budiman, S. Winarno, and D. Kurniawan, “Analisis Optimasi Algoritma Decision Tree, Logistic Regression dan SVM Menggunakan Soft Voting,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 4, pp. 1908–1919, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i4.6856.
- [27] Rina Noviana and Isram Rasal, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Dan Svm Untuk Analisis Sentimen Boy Band Bts Pada Media Sosial Twitter,” *J. Tek. dan Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 51–60, 2023, doi: 10.56127/jts.v2i2.791.
- [28] F. Fazrin, O. Nurul Prastiwi, and R. Andeswari, “Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Logistic Regression pada Analisis Sentimen terhadap Vaksinasi Covid-19 pada Media Sosial Twitter,” *eProceedings Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 1596–1604, 2022.
- [29] A. I. Safitri, T. B. Sasongko, and U. A. Yogyakarta, “Sentiment Analysis of Cyberbullying Using Bidirectional Long short Term Memory Algorithm on Twitter,” *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 615–620, 2024, doi: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.2.1922>.
- [30] W. Ningsih, B. Alfianda, R. Rahmaddeni, and D. Wulandari, “Perbandingan Algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam Analisis Sentimen Twitter pada Penggunaan Mobil Listrik di Indonesia,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 556–562, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1253.
- [31] N. Dienwati *et al.*, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Analisis Sentimen Youtube Mengenai Intensif Mobil Listrik,” vol. 7, no. 6, pp. 3851–3857, 2023.
- [32] U. Pujianto, I. A. E. Zaeni, and K. I. Rasyida, “Comparison of Naive Bayes and Random Forests Classifier in the Classification of News Article Popularity as Learning Material,” *Proc. Ist UMGESHIC Int. Semin. Heal. Soc. Sci. Humanit. (UMGESHIC-ISHSSH 2020)*, vol. 585, pp. 229–242, 2021, doi: 10.2991/assehr.k.211020.036.