

ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PENGGUNAAN GEMINI AI DENGAN METODE MACHINE LEARNING

Rivana Rosandi¹, Ade Ilham Febrianto², Afrizal Achmad Gibran³, Waeisul Bismi⁴, Ika Kurniawati⁵,
Riza Fahlap⁶

1,2,3,4) Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

5) Sistem Informasi, Fakultas Teknologi dan Informasi, Universitas Nusa Mandiri, Indonesia

6) Sistem Informasi, Fakultas Teknologi dan Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

Article Info

Article history:

Received: 24 November 2025

Revised: 02 Desember 2025

Accepted: 16 Desember 2025

ABSTRACT

Abstrak

Meningkatnya popularitas Gemini AI sebagai platform percakapan digital besutan Google mendorong perlunya memahami bagaimana masyarakat Indonesia menilai kehadirannya. Namun, kajian mengenai persepsi publik berbasis data empiris dalam konteks layanan AI generatif masih terbatas. Penelitian ini bertujuan mengisi kesenjangan tersebut dengan menganalisis sentimen pengguna terhadap Gemini AI menggunakan 10.000 ulasan dari Google Play Store. Data diolah melalui tahapan praproses teks dan pelabelan sentimen, kemudian diklasifikasikan menggunakan beberapa model machine learning untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM memberikan performa paling unggul sebesar 96,34%, precision 0,97%, recall 0,95%, dan F1-score 0,96% mengungguli secara signifikan Naive Bayes (94,76%), Logistic Regression (94,24%), dan Random Forest (93,19%) dan mengindikasikan kecenderungan sentimen positif masyarakat terhadap Gemini AI. Temuan ini memberikan gambaran awal bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna secara berkelanjutan, khususnya dalam menghadapi persaingan teknologi AI yang semakin dinamis.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Gemini AI, Machine Learning, Support Vector Machine, Ulasan Pengguna.

Abstract

The increasing popularity of Gemini AI, Google's digital conversation platform, has prompted a need to understand how Indonesians perceive its presence. However, empirical data-based studies on public perception in the context of generative AI services are still limited. This study aims to fill this gap by analyzing user sentiment toward Gemini AI using 10,000 reviews from the Google Play Store. The data was processed through text preprocessing and sentiment labeling stages, then classified using several machine learning models to obtain a more comprehensive picture. The results showed that the SVM model provided the best performance of 96.34%, precision 0.97%, recall 0.95%, and F1-score 0.96%, significantly outperforming Naive Bayes (94.76%), Logistic Regression (94.24%), and Random Forest (93.19%) and indicating a tendency for positive public sentiment toward Gemini AI. These findings provide an initial overview for developers to continuously improve service quality and user experience, especially in the face of increasingly dynamic AI technology competition.

Keywords: Sentiment Analysis, Gemini AI, Machine Learning, Support Vector Machine, User Reviews.

Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercial ShareAlike 4.0 ([CC-BY-NC-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)).



1. PENDAHULUAN

Inovasi terhadap teknologi kecerdasan buatan telah memberikan pengaruh yang signifikan pada setiap masanya. Teknologi ini tidak hanya diterapkan dalam sektor industri, ekonomi, dan pendidikan, tetapi juga semakin dekat dengan kehidupan sehari-hari melalui berbagai platform digital berbasis percakapan. Salah satu inovasi yang sedang banyak dibicarakan adalah Gemini AI, produk AI generatif milik Google yang dikembangkan sebagai penerus Bard. Gemini AI dirancang untuk memahami konteks percakapan, memberikan solusi, serta menghasilkan teks yang informatif dan relevan dengan kebutuhan pengguna. Keberadaan Gemini AI menjadi tonggak penting dalam evolusi sistem percakapan berbasis bahasa alami yang berupaya meniru cara manusia berpikir dan berkomunikasi.

Berdasarkan data di *Google Play Store*, aplikasi Gemini AI telah memperoleh lebih dari 10 juta unduhan sejak dirilis dan rata-rata memperoleh penilaian 4. Pada tahun 2025 ini, Gemini AI semakin populer di berbagai negara khususnya Indonesia karena teknologinya dalam pengeditan foto. Pengguna, cukup memberikan instruksi sederhana berupa teks (prompt), maka apapun estetika foto yang diinginkan akan didapati. Disisi lain, terdapat pula kritik terhadap keterbatasannya, seperti munculnya bias informasi, kesalahan konteks atau jawaban yang kurang akurat. Beragam tanggapan tersebut menunjukkan bahwa penerimaan masyarakat terhadap teknologi AI generatif masih bervariasi dan dipengaruhi oleh faktor kepercayaan, pemahaman, serta pengalaman langsung pengguna. Melihat fenomena ini, analisis terhadap sentimen masyarakat menjadi penting dilakukan untuk memperoleh gambaran objektif mengenai persepsi publik terhadap penggunaan Gemini AI. Apakah masyarakat cenderung positif, negatif, atau bahkan tidak berpihak kepada keduanya (netral).

Sejumlah penelitian terdahulu telah menunjukkan keberhasilan penerapan metode *machine learning* dalam analisis sentimen terhadap berbagai platform digital. Pada penelitiannya terhadap aplikasi Shopee menemukan bahwa model *Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan ulasan pengguna dengan akurasi tertinggi mencapai 83% [1]. Sementara itu, pada penelitian lainnya yang menggunakan model SVM dengan RBF kernel menghasilkan akurasi keseluruhan hingga 79.19% [2]. Hasil serupa juga ditemukan pada penelitian lainnya, dimana algoritma SVM terbukti efektif dalam memprediksi sentimen

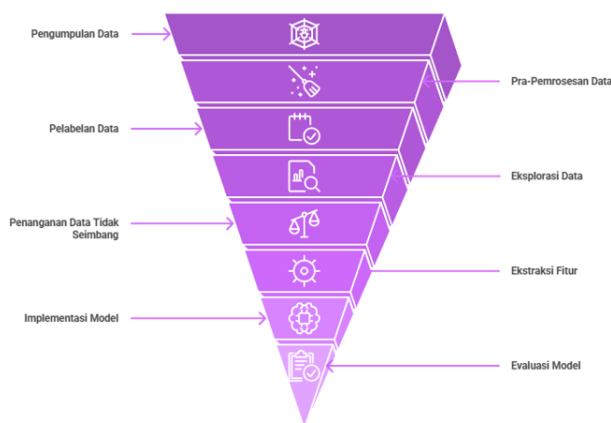
dengan akurasi mencapai 87.6% [3]. Selain itu, terdapat penelitian yang menyoroti pentingnya pemilihan model, di mana SVM mencapai tingkat akurasi sebesar 59% dengan menerapkan pelabelan Vader, hal itu unggul dibandingkan dengan Naive Bayes yang mencapai 47% [4]. Dan pada penelitian terbaru dengan objek serupa menghasilkan performa SVM terbaik dengan akurasi mencapai 90.1%, berbanding dengan Naive Bayes yang menghasilkan akurasi 75.7% dalam analisis sentimen aplikasi AI generatif [5].

Dari berbagai penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa metode machine learning klasik seperti Naive Bayes, SVM, dan Random Forest masih menjadi pilihan utama dalam analisis sentimen teks berbahasa Indonesia karena kemudahan implementasi dan interpretasi hasil yang relatif tinggi. Meskipun demikian penelitian yang secara spesifik berfokus pada analisis sentimen terhadap Gemini AI dengan mengintegrasikan beberapa metode machine learning dan transformasi masih sangat terbatas karena teknologi ini tergolong baru dan masih terus berkembang. Disisi lain, pada tahap pelabelan data, sentimen awal diklasifikasikan kedalam tiga kategori, Namun, pada tahap eksplorasi data hanya dua kelas atau kategori, yaitu kelas positif dan kelas negatif yang digunakan. Selain itu ketidakseimbangan jumlah data antar kategori juga perlu ditangani melalui metode undersampling agar distribusinya menjadi lebih seimbang.

Oleh sebab itu, penelitian ini memiliki nilai kebaruan karena menerapkan tahapan preprocessing yang lebih mendalam, seperti normalisasi bahasa tidak baku serta stemming menggunakan Sastrawi, untuk menyesuaikan karakteristik bahasa informal pada media sosial. Penyelesaian analisis data dengan penyeimbangan kelas, yaitu metode *Tomek Links*. Selain itu, dilakukan juga perbandingan performa dari 4 model algoritma, diantaranya model *Logistic Regression*, model *Naive Bayes*, model *Support Vector Machine*, dan model *Random Forest*. Sehingga dapat diperoleh model dengan akurasi terbaik dalam klasifikasi sentimen. Menilai kecenderungan opini terhadap ulasan pengguna ke dalam kategori positif, negatif, dan netral ini tidak hanya menentukan model klasifikasi yang paling optimal, tetapi juga mengungkap proporsi dominasi sentimen masyarakat terhadap Gemini AI. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat melengkapi penelitian sebelumnya serta memberikan saran nyata bagi pengembang dalam upaya meningkatkan mutu layanan berkelanjutan.

2. METODE PENELITIAN

Berikut adalah *flowchart* yang menunjukkan tahapan alur penelitian pada studi ini, dengan penjelasan detail mengenai setiap langkah yang akan dijelaskan pada bagian selanjutnya.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Dataset Penelitian diperoleh melalui pengambilan data dari *Google Play Store* dengan menerapkan teknik *Web Scraping* menggunakan *library google-play-scraper*. *Web scraping* berfungsi untuk mengambil informasi dari laman web dan mengkonversinya menjadi data yang dapat dianalisis serta digunakan sesuai kebutuhan. [6]. Sedangkan *Google Play Scraper* merupakan sebuah pustaka (*library*) yang berfungsi untuk mengumpulkan dataset dari *Google Play Store* dengan memanfaatkan API [7]. Proses pengumpulan data menghasilkan 10.000 ulasan pengguna berbahasa Indonesia yang diperoleh dalam kurun waktu 30 September 2025 hingga 26 Oktober 2025. Setiap entri data memiliki empat atribut seperti nama pengguna, teks ulasan, tanggal, dan rating. Namun, dalam proses analisis sentimen ini hanya atribut teks ulasan yang digunakan sebagai fokus penelitian.

2.2 Preprocessing Data

Preprocessing adalah tahap krusial yang perlu dilakukan pada kegiatan sentimen dimana bertujuan untuk menangani dataset yang tidak lengkap, memperbaiki ketidakkonsistenan, serta memproses data bias atau mentah menjadi informasi yang lebih rapi untuk dipakai pada fase *processing* [8]. Pada penelitian ini, tahapan data *preprocessing* yang digunakan meliputi langkah-langkah sebagai berikut:

a. *Cleaning*

Tahap pembersihan teks (*text cleaning*) adalah proses menghapus berbagai simbol atau karakter yang tidak dibutuhkan dalam data yang tidak relevan terhadap analisis sentimen, seperti karakter ASCII yang tidak terbaca, angka, *mention*, tautan (link/url), *hashtag*, tanda baca, serta spasi berlebih [9].

b. *Case Folding*

Dalam tahapan pengolahan teks, proses *case folding* dijalankan untuk menyeragamkan teks. Fungsi utamanya adalah mengonversi seluruh huruf kapital yang ada menjadi huruf kecil [10]. Tujuan dari proses ini adalah untuk mencegah terjadinya kesenjangan interpretasi antara kata yang memiliki makna sama tetapi memiliki perbedaan kapitalisasi, seperti “Bagus” dan “bagus”.

c. *Normalization*

Normalisasi berfungsi menyelaraskan kata yang belum mengikuti standar bahasa menjadi bentuk yang baku sesuai ketentuan linguistik [11]. Normalisasi dilakukan agar teks dalam format yang dapat diproses dengan mudah oleh model sehingga akan meningkatkan akurasi dalam analisis.

d. *Tokenizing*

Tokenizing adalah tahap analisis data yang berfungsi untuk memisahkan kalimat menjadi potongan-potongan kata kecil yang disebut token [12]. Contohnya, kalimat “Gemini AI sangat membantu” diubah menjadi daftar kata [“Gemini”, “AI”, “sangat”, “membantu”].

e. *Stopword Removal*

Stopword adalah langkah pembersihan yang bertugas membuang kata-kata berbobot rendah atau tidak signifikan dari teks, misalnya kata ganti, kata sambung, dan istilah umum lainnya yang sering muncul [13]. Langkah ini digunakan untuk mengurangi jumlah kata yang tidak berpengaruh pada hasil analisis, sehingga data menjadi lebih ringkas dan fokus.

f. *Stemming*

Stemming ialah proses yang bekerja dengan cara mengubah kata hasil proses *filtering* menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan berbagai imbuhan, contohnya, membela menjadi bela, menguatkan menjadi kuat, menjaga menjadi jaga, serta dikatakan menjadi kata [14].

2.3 Pelebelan Data

Tahap pelabelan di penelitian sentimen ini dilakukan dengan memanfaatkan metode berbasis *lexicon-based* yang memanfaatkan *InSet (Indonesian Sentiment Lexicon)* dalam menentukan polaritas kata. *Metode lexicon* mengklasifikasi kalimat berdasarkan relevansi kata-kata yang telah diberi nilai dalam kamus Bahasa Indonesia [15]. *InSet* adalah sebuah leksikon sentimen berbahasa Indonesia yang mencakup 3.609 istilah positif dan 6.609 istilah negatif, dan dapat diakses secara terbuka melalui *GitHub* [16]. Setiap kata dalam *InSet* memiliki rentang bobot antara -5 hingga 5, di mana nilai negatif menunjukkan kata dengan sentimen negatif, sedangkan nilai positif menunjukkan kata dengan sentimen positif. Skor dari setiap kata dijumlahkan untuk menentukan sentimen akhir teks, yang kemudian diklasifikasikan menjadi positif, negatif, atau netral.

2.4 Eksplorasi Data

Untuk memperoleh pemahaman awal mengenai sebaran sentimen dan kata-kata yang dominan, data dianalisis terlebih dahulu. Hasil dari analisis ini divisualisasikan menggunakan *word cloud*.

2.5 Balancing Data

Untuk menangani ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen, diterapkan teknik *Undersampling*, yaitu menyesuaikan jumlah data pada kelas dominan agar seimbang dengan kelas minoritas. Salah satu metode dalam teknik *Undersampling* yang digunakan adalah *Tomek Links* menggunakan prinsip *Nearest Neighbour* untuk mengidentifikasi pasangan data dari dua kelas yang posisinya saling berdekatan, lalu menghapus data yang berasal dari kelas mayoritas [17].

2.6 Ekstraksi Fitur

Feature Extraction adalah proses pengambilan ciri atau representasi penting dari data teks sehingga dapat digunakan dan dianalisis lebih lanjut oleh algoritma *machine learning* [18]. Setelah fitur diperoleh, dilakukan split data, yaitu pembagian dataset menjadi *data training* dan *data testing*. Nantinya *Data training* akan dipergunakan untuk melatih model. Sedangkan *data testing* berfungsi menilai efektivitas kinerjanya. Langkah ini penting untuk mengantisipasi terjadinya *overfitting* dan memastikan reliabilitas model dapat bekerja baik pada data baru.

2.7 Implementasi Model

Penelitian ini menerapkan beberapa model algoritma *machine learning* untuk melakukan klasifikasi sentimen dan membandingkan performa terbaik dari setiap model. Model algoritma yang dioperasikan meliputi:

a. Naive Bayes

Suatu metode klasifikasi yang memanfaatkan pendekatan probabilistik dengan menerapkan prinsip bahwa semua fitur tidak saling bergantung secara kuat (*Bayes Theorem*) [19]. Dalam penganalisisan sentimen, NB digunakan untuk memprediksi polaritas suatu kata atau tulisan apakah terkategori Positif, Negatif, atau justru Netral.

b. Support Vector Machine (SVM)

Suatu metode yang digunakan dalam deteksi teks, sering menjadi opsi model karena terbukti memiliki tingkat *accuracy* yang andal dan menunjukkan stabilitas dalam berbagai konteks aplikasi [20].

c. Logistic Regression

Suatu teknik pada implementasi *Supervised Machine Learning* yang berfungsi untuk mengidentifikasi sampel data dan menjelaskan hubungan antara satu, dua, atau lebih variabel prediktor dengan lawannya yang menjadi respons [21].

d. Random Forest

Suatu teknik pada implementasi *ensemble learning* yang menerapkan pohon keputusan (*Decision Tree*) sebagai *classifier* dasar, yang kemudian dibangun secara terpisah dan digabungkan untuk membentuk satu model yang lebih kuat [22].

2.8 Evaluasi Model

Proses akhir ini dilakukan dengan mengukur tingkat *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta menampilkan *confusion matrix* untuk melihat kinerja dari masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen secara keseluruhan. Dari matriks tersebut, dihitunglah empat metrik evaluasi kinerja model. Masing-masing metrik memiliki fungsi spesifik, diantaranya *accuracy* berfungsi menentukan rasio kebenaran prediksi secara keseluruhan, *precision* berfungsi mengevaluasi ketepatan prediksi positif, *recall* berfungsi mengukur cakupan penemuan kasus positif, sedangkan *F1-score* menjadi nilai rata-rata yang menggabungkan *precision* dan *recall*. Adapun rumus dari keempat metrik tersebut adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Keterangan:

TP : True Positive

TN : True Negative

FP : False Positive

FN : False Negative

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

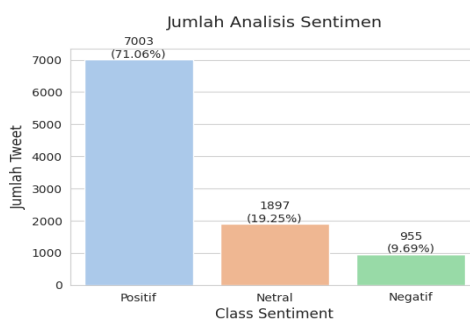
Proses penelitian diawali dengan import library yang diperlukan, diantaranya pustaka *Python* seperti *pandas* versi 1.5.3, *numpy* 1.24.3, *scikit-learn* 1.2.2, *nltk* 3.8.1, dan *sastrawi* 1.0.1 Instalasi *dependency* tambahan dilakukan menggunakan *pip install Sastrawi* dan *pip install google-play-scraper* untuk memastikan kompatibilitas seluruh library. dan *imblearn* diimpor untuk menangani potensi ketidakseimbangan (Imbalance data) kelas menggunakan teknik Undersampling.

Data dikumpulkan menggunakan teknik *web scraping* pada ulasan aplikasi Gemini AI dengan target aplikasi ber-ID '*com.google.android.apps.bard*'. Proses *scraping* dilakukan untuk memperoleh 10.000 ulasan terbaru berbahasa Indonesia dengan parameter *sort=Sort.NEWEST*, *lang='id'*, dan *country='id'*. Hasilnya disimpan dalam file '*gemini_ulasan.csv*', yang memuat kolom *timestamp*, *username*, *rating* (skala 1–5), serta isi ulasan. Setelah dilakukan penghapusan duplikat berdasarkan kolom *content*, tersisa 9.855 ulasan yang digunakan dalam tahap analisis berikutnya.

Tahap pra-pemrosesan teks dilakukan secara sistematis melalui enam proses berurutan. Proses cleaning menggunakan fungsi *remove_emoji* untuk menghilangkan emoji, *remove_symbols* untuk menghilangkan karakter non-alfanumerik, dan *remove_numbers* untuk eliminasi digit numerik. Case folding mengonversi seluruh teks menjadi lowercase menggunakan fungsi *lower()*. Normalisasi kata tidak baku menggunakan kombinasi kamus dari file '*kamuskatabaku.xlsx*' yang berisi 15.186 entri dan kamus tambahan manual sebanyak 28 entri termasuk konversi 'gk' menjadi 'tidak', 'bgt' menjadi 'banget', dan 'bgst' menjadi 'banget'. Tokenization memecah teks menjadi unit kata menggunakan metode *split()*, dilanjutkan dengan *stopword removal*

menggunakan 126 stopword dari Sastrawi yang dikustomisasi dengan mempertahankan 10 kata penting bermuatan sentimen seperti 'baik', 'buruk', 'bagus', 'jelek', 'cepat', 'puas', 'mantap', 'keren', 'mahal', dan 'tidak'. Tahap terakhir pra-pemrosesan adalah stemming menggunakan stemmer Sastrawi yang mereduksi data kata ke bentuk dasar. Output dari pra-pemrosesan diunduh dalam file '*Hasil_Preprocessing_Data.csv*'.

Pelabelan sentimen menggunakan pendekatan lexicon-based dengan memanfaatkan lexicon 'positive.tsv' (3.609 kata) dan 'negative.tsv' (6.609 kata). Sistem ini menangani negasi melalui deteksi lima kata: 'tidak', 'bukan', 'kurang', 'nggak', dan 'gak' yang dapat membalikkan polaritas kata sentimen yang mengikutinya. Hasil pelabelan disimpan dalam file '*Hasil_Labelling_Data.csv*'.

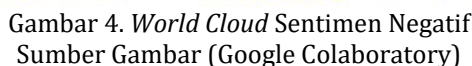
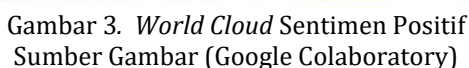


Gambar 2. Jumlah Analisis Sentimen

Sumber Gambar (Google Colaboratory)

Berdasarkan hasil diagram diatas, eksplorasi data menunjukkan distribusi sentimen tidak seimbang yang sangat signifikan. Dimana kelas Positif adalah kelas mayoritas dengan 71.06%, sedangkan kelas Negatif adalah kelas minoritas dengan hanya 9.08%, dan jauh lebih minoritas dari kelas Netral yang berjumlah 19.25%.

Ketidakseimbangan ini berpotensi menyebabkan model Machine Learning bias dalam prediksinya, cenderung memprediksi mayoritas Positif ketimbang Negatif, dan mengabaikan Netral [23]. Dalam hal ini kelas Netral cenderung berada didekat batas keputusan dan sering salah diklasifikasikan, yang pada akhirnya menurunkan akurasi secara keseluruhan untuk masalah 3 kelas [24]. Sehingga penelitian ini memilih untuk mengabaikan atau memfilter kelas Netral dan mengambil dua kelas saja untuk pemrosesan lebih lanjut, yaitu kelas Positif dan kelas Negatif. Analisis word cloud menampilkan kata sebagaimana gambar dibawah ini.



Jumlah Analisis Sentimen (Setelah Undersampling)

Class Sentiment	Jumlah Tweet	Percentage
Negatif	955	50.00%
Positif	955	50.00%

Gambar 5. Distribusi Kelas Sentimen Setelah Undersampling
Sumber Gambar (Google Colaboratory)

Ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF Vectorizer dengan konfigurasi `max_features=5000`, `ngram_range=(1,2)`, dan `sublinear_tf=True`. Hasil ekstraksi menghasilkan vektor fitur dengan dimensi 4.710 fitur. Dataset kemudian dibagi dengan proporsi 80:20 dimana 1.528 ulasan untuk training dan 382 ulasan untuk testing menggunakan stratified sampling dan `random_state=42`. Data hasil cross validation disimpan dalam 'train_data.csv' dan 'test_data.csv'.

Implementasi machine learning mencakup empat algoritma klasifikasi. Naive Bayes Multinomial diimplementasikan dengan smoothing parameter `alpha=1.0`. Logistic Regression menggunakan `max_iter=1000`, `random_state=42`, dan solver 'lbfgs'. Support Vector Machine menggunakan LinearSVC dengan `random_state=42` dan loss 'squared_hinge'. Random Forest diimplementasikan dengan `n_estimators=200`, `random_state=42`, dan criterion 'gini'. Seluruh model dan TF-IDF vectorizer disimpan dalam folder 'sample_data' menggunakan joblib dengan format 'model_nama_model.pkl'.

Tabel 1. Ringkasan Akurasi Model

Model		Precision	Recall	F1-Score
Naive Bayes	Negatif	0.93	0.97	0.95
	Positif	0.97	0.92	0.95
	Accuracy	94.76%		
Logistic Regression	Negatif	0.90	0.99	0.94
	Positif	0.99	0.90	0.94
	Accuracy	94.24%		
SVM	Negatif	0.95	0.97	0.96
	Positif	0.97	0.95	0.96
	Accuracy	96.34%		
Random Forest	Negatif	0.93	0.93	0.93
	Positif	0.93	0.93	0.93
	Accuracy	93.19%		

Sumber Tabel. (Data Colaboratory)

Evaluasi kinerja model pada Data Splitting 80:20 menunjukkan hasil model yang bervariasi. Naive Bayes mencapai akurasi 94.76%, Logistic Regression dengan akurasi 94.24%, SVM dengan akurasi 96.34%, dan Random Forest mencatat akurasi 93.19%. Dalam analisis ini, SVM berhasil menjadi model dengan tingkat akurasi tertinggi dibandingkan dengan tiga model lainnya. Berdasarkan Pemrosesan sebelumnya, dapat diketahui bahwa data teks yang sudah diproses cukup clean dan memiliki pemisah yang jelas antara banyaknya data positif dan data negatif, yaitu 955 data (data kecil). Hal itu membuat model SVM akan lebih stabil dan tidak mudah overfitting. Ditambah kombinasi

transformasi TF-IDF untuk menangani data teks dengan banyak fitur menghasilkan Gold Standard dalam NLP klasik. Berbeda dengan Random Forest yang menghasilkan akurasi rendah 93.19%. Bagi model pohon seperti Random Forest memiliki kesulitan dalam interpretasi kata seperti “jelek”, “buruk”, “tidak bagus” untuk sentimen negatif. “bagus”, “keren”, “hebat” untuk sentimen positif. SVM memanfaatkan hubungan tersebut melalui hyperline. Dengan demikian, SVM menjadi pilihan model yang paling tepat untuk analisis sentimen pada penelitian ini.

4. SIMPULAN

Sebagaimana proses penelitian diatas dan merujuk pada temuan yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa masyarakat pengguna Gemini AI bersifat positif terhadap kehadirannya. Kata “Membantu” lebih sering muncul, hal tersebut memperjelaskan bahwa keberadaan Gemini AI di masyarakat dengan fitur-fitur praktisnya, seperti kemampuan memproses teks dan mengedit citra dapat membantu kinerja mereka menjadi lebih baik. Disisi lain, melalui metodologi yang terstruktur serta mencakup tahapan preprocessing, pelabelan data, penyeimbangan set data, hingga pengujian berbagai model machine learning, model Support Vector Machine (SVM) ditetapkan sebagai yang paling optimal. Model ini mencatatkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 0.9634, melampaui performa model lain yang dievaluasi, seperti Naïve Bayes (0.9476), Logistic Regression (0.9424), dan Random Forest (0.9319). Keunggulan akurasi tersebut menunjukkan bahwa SVM sangat efektif dalam mengenali dan memproses pola bahasa informal serta beragam dalam ulasan berbahasa Indonesia, menjadikannya metodologi yang kuat untuk studi analisis sentimen ini. Saran untuk penelitian selanjutnya untuk memperluas eksplorasi terhadap metode Deep Learning, khususnya dengan menguji arsitektur seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau BERT. Model-model tersebut mampu secara lebih efektif menggali dan memahami struktur serta makna bahasa yang rumit, termasuk keterkaitan antar kata secara mendalam, khususnya saat digunakan pada dataset teks dengan ukuran besar. Dengan demikian, penerapan metode Deep Learning diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan kedalaman analisis sentimen terhadap sistem seperti Gemini AI di masa mendatang.

REFERENCES

- [1]. N. Agustina, D. H. Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. R. Kurnia, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 47–54, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i1.195
- [2]. 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.
- [3]. A. Damar Pratama, "JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: <https://jurnal.stkipppgritlungagung.ac.id/index.php/jipi> ANALISA SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PENGGUNAAN CHATGPT MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)," vol. 9, no. 1, pp. 327–338, 2024, [Online]. Available: <https://journal.bkpsl.org/index.php/jplb/article/view/827>
- [4]. A. Algiffary and T. Sutabri, "Indonesian Journal of Computer Science," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 2, pp. 284–301, 2023, [Online]. Available: <http://ijcs.stmikindonesia.ac.id/ijcs/index.php/ijcs/article/view/3135>
- [5]. M. F. Baihaqi, L. Magdalena, and R. Fahrudin, "Analisis Sentimen Aplikasi Deepseek Menggunakan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine," *RIGGS J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 3, pp. 4051–4062, 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i3.2511. [Online]. Available: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS/article/view/2511>
- [6]. M. Djufri, "Penerapan Teknik Web Scraping Untuk Penggalan Potensi Pajak (Studi Kasus Pada Online Market Place Tokopedia, Shopee Dan Bukalapak)," *J. BPPK Badan Pendidik. dan Pelatih. Keuang.*, vol. 13, no. 2, pp. 65–75, 2020, doi: 10.48108/jurnalbppk.v13i2.636.
- [7]. R. A. A. Renal, Syariful Alam, and Moch Hafid T, "Komparasi Payment Digital Untuk Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Di Google Playstore Menggunakan Metode Support Vector Machine," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 118–128, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2337. [Online]. Available: <https://journal.literasisains.id/index.php/storage/article/view/2337>
- [8]. A. Fauziah and Y. Salim, "Analisis Sentimen Pengguna X Terhadap Perkembangan Artificial Intelligence (AI) Menggunakan Algoritma Machine Learning," *LINER (Literatur Inform. Komputer)*, vol. 1, no. 4, pp. 347–357, 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.fikom.umi.ac.id/index.php/LINIER/article/view/2534/691>
- [9]. L. Rhomaningtias, A. Khairunisa, S. Shella May Wara, and K. Maulida Hindrayani, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Smile Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine (Svm)," *HOAQ (High Educ. Organ. Arch. Qual. J. Teknol. Inf.*, vol. 16, no. 1, pp. 79–91, 2025, doi: 10.52972/hoaq.vol16no1.p79-91.[Online]. Available: <https://publikasi.uyelindo.ac.id/index.php/hoaq/article/view/653>
- [10]. A. Riskiyah, T. M. Fahrudin, and K. M. Hindrayani, "Analisis Sentimen Kepuasan Pelayanan Transportasi Online Gojek Menggunakan Algoritma Extreme Learning Machine," *J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat.*, vol. 5, no. 2, pp. 1273–1285, 2024, doi: 10.46306/lb.v5i2.714. [Online]. Available: <https://lebesgue.lppmbinabangsa.id/index.php/home/article/view/714>
- [11]. A. Nababan, A. Lumenta, Y. Rindengan, F. Pontoh, and Y. Akay, "Analisis Sentimen Twitter Pasca Pengumuman Hasil Pilpres 2019 Menggunakan Metode Lexicon Analysis," *J. Tek. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 33–44, 2020. [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/v2/index.php/informatika/article/view/29030/0>
- [12]. K. D. Indarwati and H. Februariyanti, "Analisis Sentimen Terhadap Kualitas Pelayanan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.35957/jatisi.v10i1.2643.
- [13]. I. N. Saputra *et al.*, "FINE TUNNING MODEL INDOBERT UNTUK ANALISIS SENTIMEN BERITA PARIWISATA INDONESIA," vol. 22, no. 2, pp. 195–204, 2025.
- [14]. Normawati D and Prayogi S A, "Implementation of Naïve Bayes Classifier and Confusion Matrix on Text-Based Sentiment Analysis on Twitter," *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/view/369>
- [15]. M. I. Raif, N. N. Hidayati, and T. Matulatan, "Otomatisasi Pendeteksi Kata Baku Dan Tidak Baku Pada Data Twitter Berbasis KBBI," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 337–348, 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241127404. [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/7404>
- [16]. A. D. H. A. N. J. P. Abdul Mukti, "5138-205-17885-2-10-20230517," pp. 35–47, 2023.
- [17]. I. N. Husada and H. Toba, "Pengaruh Metode Penyeimbangan Kelas Terhadap Tingkat Akurasi Analisis Sentimen pada Tweets Berbahasa Indonesia," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 400–413, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2743.[Online]. Available: <https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/article/view/2743>

-
- [18]. G. S. Sunarko, Wasino, and T. Sutrisno, "Klasterisasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Bca Mobile Pada Platform Google Play Store Dengan Algoritma K-Means Clustering," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.24912/jiksi.v11i1.24145. [Online]. Available: <https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/article/view/2743>
 - [19]. I. F. Rozi, E. N. Hamdana, and Muhammad Balya Iqbal Alfahmi, "PENGEMBANGAN APLIKASI ANALISIS SENTIMEN TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER (Studi Kasus SAMSAT Kota Malang)," *J. Inform. Polinema*, vol. 4, no. 2, p. 149, 2018, doi: 10.33795/jip.v4i2.164. [Online]. Available: <https://jurnal.polinema.ac.id/index.php/jip/article/view/2671>
 - [20]. O. S. D. Fadhillah, J. H. Jaman, and C. Carudin, "Perbandingan Naive Bayes, Support Vector Machine, Logistic Regression Dan Random Forest Dalam Menganalisis Sentimen Mengenai Tiktoshop," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 1, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5746.
 - [21]. S. A. Assaidi and F. Amin, "Analisis Sentimen Evaluasi Pembelajaran Tatap Muka 100 Persen pada Pengguna Twitter menggunakan Metode Logistic Regression," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 2, pp. 13217–133227, 2022.
 - [22]. O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani, "Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based Dan Random Forest," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 02, pp. 159–169, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i02.7987. [Online]. Available: <https://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/jif/article/view/7>
 - [23]. F. Y. A'la, "Optimasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Berbahasa Indonesia: IndoBERT dan SMOTE untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 256–265, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29666. [Online]. Available: <https://ejournal.hamzanwadi.ac.id/index.php/edumatic/article/view/29666>
 - [24]. M. Koppel and J. Schler, "The importance of neutral examples for learning sentiment," *Comput. Intell.*, vol. 22, no. 2, pp. 100–109, 2006, doi: 10.1111/j.1467-8640.2006.00276.x. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1467-8640.2006.00276.x>
 - [25]. S. A. Putra and A. Wijaya, "Analisis Sentimen Artificial Intelligence (Ai) Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Lexicon Based," *JuSiTik J. Sist. dan Teknol. Inf. Komun.*, vol. 7, no. 1, pp. 21–28, 2023, doi: 10.32524/jusitik.v7i1.1042. [Online]. Available: <https://journal.ukmc.ac.id/index.php/jutsi/article/view/1042>