

Analisis Respon Publik Terhadap Tren Penggabungan Foto Gemini AI Menggunakan Naive Bayes

Nanda Afiani*, Ridwan Mahendra

¹Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia

Email: ^{1,*}nanda_afiani@teknokrat.ac.id, ridwanmahendra@teknokrat.ac.id

Email Penulis Korespondensi: nanda_afiani@teknokrat.ac.id

Submitted: 10/10/2025; Accepted: 06/12/2025; Published: 08/12/2025

Abstrak—Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah menghadirkan berbagai inovasi dalam dunia digital, salah satunya adalah Gemini AI yang mampu menggabungkan foto secara otomatis berdasarkan instruksi pengguna. Fenomena ini menjadi viral di platform TikTok dan menimbulkan beragam reaksi publik, mulai dari kekaguman terhadap hasil visual hingga kekhawatiran terkait isu etika dan potensi penyalahgunaan teknologi deepfake. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap tren penggunaan Gemini AI di TikTok menggunakan metode analisis sentimen berbasis algoritma Naive Bayes. Data diperoleh melalui teknik web scraping menggunakan layanan Apify, yang menghasilkan 5.061 komentar pengguna. Proses pengolahan data meliputi preprocessing teks, transformasi TF-IDF, dan klasifikasi sentimen ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi (4.059 komentar), disusul oleh positif (745 komentar) dan negatif (257 komentar). Dominasi sentimen netral disebabkan oleh karakteristik komentar pengguna yang cenderung bersifat informatif atau deskriptif, seperti memberikan tanggapan biasa tanpa ekspresi emosional, bukan karena sikap acuh atau ketidakpedulian terhadap isu etika. Model Naive Bayes yang digunakan menunjukkan performa baik dengan akurasi 85,72%, precision 87,84%, recall 85,72%, dan F1-score 81,95% melalui uji validasi silang (K=5). Hasil ini membuktikan bahwa algoritma Naive Bayes efektif untuk mengklasifikasikan opini publik terhadap teknologi AI generatif. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pemahaman persepsi masyarakat terhadap inovasi AI dalam ranah kreatif digital serta dampaknya terhadap dinamika sosial di media sosial.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Gemini AI; TikTok; TF-IDF; Naive Bayes; Sentimen

Abstract—The rapid advancement of Artificial Intelligence (AI) technology has brought numerous innovations to the digital world, one of which is Gemini AI — an application capable of automatically merging photos based on user instructions. This phenomenon has gone viral on the TikTok platform and has sparked diverse public reactions, ranging from admiration for its visual results to concerns about ethical issues and the potential misuse of deepfake technology. This study aims to analyze public sentiment toward the trend of Gemini AI photo merging on TikTok using a sentiment analysis method based on the Naive Bayes algorithm. Data were collected through a web scraping technique using the Apify platform, resulting in 5,061 user comments. The data processing stages included text preprocessing, TF-IDF transformation, and sentiment classification into three categories: positive, negative, and neutral. The results indicate that neutral sentiment dominates (4,059 comments), followed by positive (745 comments) and negative (257 comments). The dominance of neutral sentiment occurs because most user comments are informative or descriptive, expressing ordinary responses without strong emotional tones, rather than showing indifference to ethical concerns. The Naive Bayes model demonstrated good performance with an accuracy of 85.72%, precision of 87.84%, recall of 85.72%, and F1-score of 81.95% through 5-fold cross-validation. These findings confirm that the Naive Bayes algorithm is effective for classifying public opinion toward generative AI technologies. Overall, this study contributes to a deeper understanding of public perception of AI innovations in the creative digital domain and their social implications on social media platforms.

Keywords: Sentiment Analysis; Gemini AI; TikTok; TF-IDF; Naive Bayes; Sentiment

1. PENDAHULUAN

Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence/AI) kini telah menjadi salah satu pilar utama dalam perkembangan teknologi digital modern. Kehadirannya tidak hanya terbatas pada bidang industri, tetapi juga merambah ke berbagai aspek kehidupan manusia, mulai dari pendidikan, kesehatan, hiburan, hingga media sosial. Integrasi AI dengan platform digital memungkinkan terciptanya inovasi yang mampu mempermudah aktivitas manusia dan memberikan pengalaman interaktif yang semakin personal. Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan AI generatif (generative AI) menjadi salah satu terobosan yang paling menonjol karena kemampuannya menghasilkan konten baru secara otomatis, seperti teks, gambar, maupun video. Fenomena ini menandai pergeseran paradigma dari sekadar penggunaan teknologi untuk otomasi menuju pemanfaatan kecerdasan buatan dalam konteks kreatif dan ekspresif.

Salah satu inovasi menarik dari AI generatif adalah munculnya teknologi penggabungan foto otomatis berbasis AI yang dikenal dengan Gemini AI. Melalui fitur ini, pengguna dapat menciptakan gambar baru hanya dengan mengunggah foto dan memberikan instruksi sederhana. Kemudahan penggunaan, hasil visual yang realistis, serta kemampuan adaptifnya terhadap konteks perintah pengguna menjadikan Gemini AI sebagai tren viral di berbagai platform digital, khususnya TikTok. Platform tersebut berperan penting dalam menyebarkan fenomena Gemini AI karena karakteristiknya yang berbasis video pendek dan memiliki tingkat interaksi pengguna yang tinggi. Tren ini mencerminkan perubahan cara masyarakat dalam memanfaatkan teknologi AI untuk tujuan hiburan, ekspresi diri, dan eksplorasi identitas digital.

Namun, di balik popularitasnya, muncul pula berbagai reaksi dan pandangan dari masyarakat. Sebagian pengguna mengapresiasi kemajuan teknologi AI karena dianggap mampu meningkatkan kreativitas dan memberikan

pengalaman visual yang menarik. Di sisi lain, terdapat pula kekhawatiran mengenai potensi penyalahgunaan fitur penggabungan foto tersebut. Beberapa pengguna memanfaatkan Gemini AI untuk membuat hasil edit yang dinilai berlebihan atau tidak sesuai konteks, misalnya menggabungkan foto diri dengan figur publik atau idola dalam tampilan yang dianggap kurang pantas. Situasi ini menimbulkan perbincangan mengenai batas etika dan tanggung jawab pengguna dalam memanfaatkan teknologi berbasis kecerdasan buatan. Dengan demikian, tren penggabungan foto menggunakan Gemini AI di TikTok tidak hanya menjadi bentuk ekspresi kreatif, tetapi juga mencerminkan dinamika sosial dan moral yang berkembang di era digital.

Penelitian-penelitian sebelumnya telah banyak membahas peran AI dalam pembentukan konten digital, namun sebagian besar masih berfokus pada pemanfaatan AI secara umum, bukan pada fenomena spesifik seperti penggabungan foto menggunakan Gemini AI. Misalnya, penelitian oleh Laela Kurniawati dkk. membahas pelatihan penggunaan AI Image Generator bagi remaja untuk meningkatkan kreativitas digital [1]. Selanjutnya, [2] Tan, Le dan Lim menjelaskan bahwa analisis sentimen merupakan subbidang dari pemrosesan bahasa alami yang berfokus pada klasifikasi emosi dalam teks. Kemudian, [3] Thamrin dkk. meneliti TikTok kini menjadi salah satu platform media sosial terbesar di Indonesia dengan lebih dari 110 juta pengguna. Platform ini memberikan peluang besar bagi content creator untuk membangun personal branding melalui estetika visual dan interaksi sosial yang tinggi. Di sisi lain, penelitian oleh Silvia Maharani Iskandar Putri dkk. [4] serta, Chairanid kk.[3] meneliti perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) menghadirkan peluang sekaligus ancaman, salah satunya melalui penyalahgunaan aplikasi Deepfake yang dapat menimbulkan tindak pidana seperti penipuan dan pornografi digital. Dalam konteks analisis sentimen terhadap teknologi AI, beberapa penelitian telah dilakukan untuk memahami persepsi publik di media sosial. Akbar dkk. [5] menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk menganalisis opini pengguna Twitter terhadap ChatGPT dan memperoleh akurasi sebesar 77,33% dengan dominasi sentimen positif. Sementara itu, Miyazaki dkk. [6] menemukan bahwa persepsi publik terhadap generative AI umumnya bersifat positif, terutama di kalangan pengguna yang sering berinteraksi dengan teknologi tersebut dalam pekerjaan mereka. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa AI generatif selalu menimbulkan reaksi sosial yang beragam, tergantung pada konteks penggunaannya.

Meskipun telah banyak studi yang membahas analisis sentimen terhadap teknologi AI, masih terdapat kesenjangan penelitian (research gap) yang belum banyak dieksplorasi, yaitu kajian spesifik mengenai respons publik terhadap fenomena penggabungan foto dengan Gemini AI di media sosial TikTok. Kebanyakan penelitian terdahulu masih berfokus pada platform seperti Twitter atau YouTube, sementara TikTok memiliki karakteristik unik berupa penggunaan bahasa informal, ekspresi emosional singkat, dan budaya partisipatif yang tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan kontribusi baru dengan menganalisis opini publik dalam konteks yang lebih kontekstual dan relevan terhadap perkembangan tren digital terkini.

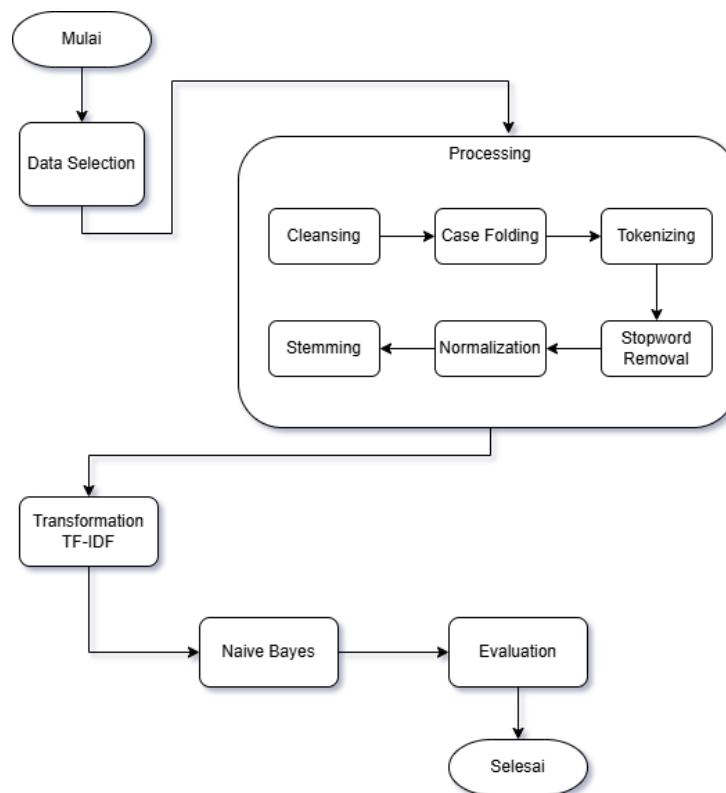
Berdasarkan tinjauan tersebut, masih terdapat celah penelitian (research gap) yang belum banyak dieksplorasi, yaitu kurangnya studi yang secara khusus meneliti respon publik terhadap tren penggabungan foto dengan Gemini AI di media sosial. Secara lebih spesifik, penelitian ini mengisi empat kekosongan utama: (1) fokus pada fenomena Gemini AI sebagai platform penggabungan foto yang sedang viral, (2) penggunaan pendekatan analisis sentimen berbasis teks dengan algoritma Naïve Bayes untuk mengukur opini publik secara masif di TikTok, (3) analisis terhadap reaksi publik secara real-time terhadap tren teknologi AI yang sedang berkembang, dan (4) penerapan algoritma Naïve Bayes pada konteks data viral untuk menguji efektivitasnya dalam klasifikasi sentimen teks berskala besar.

Dengan demikian, penelitian ini tidak berfokus pada pengembangan algoritma secara teoretis, melainkan pada penerapannya untuk memahami pola sentimen masyarakat dalam konteks fenomena sosial digital. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan bidang analisis sentimen berbasis machine learning dan pemrosesan bahasa alami (NLP), sekaligus memberikan manfaat praktis bagi pengembangan teknologi, pembuat kebijakan, serta masyarakat umum. Temuan dari penelitian ini juga dapat menjadi dasar dalam merumuskan strategi komunikasi dan edukasi publik yang lebih etis dalam menghadapi kemunculan teknologi AI generatif, sehingga perkembangan inovasi digital dapat diarahkan untuk mendukung kreativitas dan tanggung jawab sosial di era kecerdasan buatan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Untuk mengelompokkan komentar pengguna TikTok, penelitian ini memanfaatkan algoritma Naïve Bayes sebagai metode klasifikasi sentimen [7]. Proses klasifikasi dilakukan dengan membagi data ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Sebelum tahap klasifikasi, data terlebih dahulu melalui proses preprocessing yang meliputi pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan stopwords, serta normalisasi untuk meningkatkan konsistensi data. Selanjutnya, data diubah ke bentuk numerik menggunakan teknik Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) sehingga dapat diolah oleh model Naïve Bayes untuk menghitung probabilitas setiap kata terhadap masing-masing kelas sentimen. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada kemampuannya dalam menghasilkan klasifikasi yang efisien dan mudah diterapkan pada data. Rangkaian tahapan penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Kerja (workflow) Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis yang dirancang untuk memastikan proses analisis data berjalan secara terstruktur dan menghasilkan keluaran yang valid. Setiap tahapan saling berkaitan mulai dari proses pengumpulan data hingga interpretasi hasil analisis. Adapun tahapan penelitian secara lengkap dijelaskan sebagai berikut:

2.1.1 Pengumpulan Data

Data untuk penelitian ini diperoleh dari komentar publik di platform TikTok dengan menggunakan teknik web scraping berbasis API melalui library apify-client. Peneliti memanfaatkan layanan Apify, sebuah platform otomatisasi web yang menyediakan aktor khusus untuk mengambil data TikTok secara terstruktur. Dengan cara ini, komentar dari unggahan tertentu dapat diekspor dalam format terstandarisasi (JSON/CSV) sehingga tidak perlu mengambil data secara manual melalui antarmuka situs[8].

2.1.2 Preprocessing Teks

Tahap ini bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data agar siap diolah sebelum dilakukan analisis. Proses preprocessing meliputi beberapa langkah, yaitu case folding untuk mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil, tokenizing untuk memecah teks menjadi kata-kata, filtering untuk menghapus simbol, angka, dan kata yang tidak relevan, stopwords removal untuk menghilangkan kata umum yang tidak memiliki makna penting, serta stemming menggunakan algoritma Sastrawi, yaitu library populer Bahasa Indonesia berbasis metode Nazief Adriani. Proses stemming ini berfungsi mengubah kata menjadi bentuk dasarnya sehingga memperkuat konsistensi data dan meningkatkan akurasi klasifikasi sentiment [9].

2.1.3 Transformasi Teks (Ekstraksi Fitur)

Setelah teks dibersihkan, dilakukan proses transformasi teks untuk mengubah data menjadi representasi numerik menggunakan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Proses ini menghasilkan bobot setiap kata sehingga dapat digunakan sebagai fitur input bagi algoritma Naïve Bayes[10].

2.1.4 Pelabelan Data (Klasifikasi)

Tahap pelabelan data pada penelitian ini dilakukan secara otomatis menggunakan kode Python berbasis pendekatan rule-based. Setelah data komentar diperoleh melalui teknik web scraping menggunakan TikTok Comment Scraper dari platform Apify, dilakukan preprocessing teks untuk menghapus emoji, tautan, mention, dan karakter non-alfabet agar data siap dianalisis. Pelabelan sentimen kemudian dilakukan dengan fungsi label_sentimen(), yang mengklasifikasikan komentar ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, negatif, dan netral, berdasarkan kemunculan kata kunci tertentu. Komentar yang mengandung kata seperti bagus atau keren diberi label positif, sedangkan kata

seperti jelek atau kecewa diberi label negatif, dan komentar tanpa kata kunci tersebut dikategorikan sebagai netral. Proses pelabelan tidak hanya mendeteksi kata seperti bagus atau jelek, tetapi juga mempertimbangkan variasi kata dan konteks umum dari ekspresi yang muncul dalam komentar, seperti penggunaan kata yang menunjukkan apresiasi, kritik, atau pernyataan netral. Dengan demikian, pelabelan ini menghasilkan dataset yang lebih representatif terhadap kecenderungan opini publik. Seluruh proses dijalankan menggunakan pustaka pandas, dan hasil akhirnya disimpan dalam satu file untuk digunakan pada tahap analisis sentimen dengan algoritma Naïve Bayes [11].

2.1.5 Pembagian Data dan Validasi

Dataset yang telah dilabeli kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data latih (training set) dan 20% data uji (testing set). Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat belajar dari sebagian besar data sekaligus diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Selain itu, untuk mengukur stabilitas performa model, dilakukan uji validasi silang (cross-validation) menggunakan metode K-Fold dengan nilai $K = 5$, di mana data dibagi menjadi lima subset yang secara bergantian berperan sebagai data latih dan data uji. Teknik ini digunakan untuk mencegah overfitting serta memastikan hasil evaluasi model lebih stabil dan representatif terhadap keseluruhan data.

2.1.6 Evaluasi Model

Model Naïve Bayes dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur efektivitas dan performa klasifikasi. Pengukuran dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Tahap evaluasi ini penting untuk memastikan reliabilitas hasil analisis sentimen yang dihasilkan [12].

2.1.7 Interpretasi Hasil

Tahap akhir adalah interpretasi hasil klasifikasi. Komentar pengguna dianalisis untuk melihat kecenderungan opini publik, apakah dominan bersentimen positif, negatif, atau netral terhadap tren penggabungan foto dengan Gemini AI [13].

2.2 Algoritma Naive Bayes

Sebagai algoritma klasifikasi probabilistik, Naïve Bayes beroperasi menggunakan Teorema Bayes sebagai prinsip intinya. Algoritma ini terkenal karena asumsinya yang 'naïve' (polos), yaitu menganggap semua fitur atau kata dalam data tidak saling bergantung (independen). Dalam penelitian ini, kelas C merepresentasikan kategori sentimen (positif, negatif, atau netral), sedangkan X adalah fitur berupa kata-kata yang terdapat dalam komentar pengguna. Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung probabilitas tiap kategori, lalu menentukan kategori dengan nilai probabilitas tertinggi [14]. Rumus dasar dari Naive Bayes ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$P(C / X) = \frac{P(C/X) \cdot P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

Dengan $P(C/X)$ merupakan probabilitas suatu kelas C jika diberikan data X ; $P(X/C)$ adalah probabilitas data X muncul dalam kelas C ; $P(C)$ adalah probabilitas awal (prior) dari kelas C ; dan $P(X)$ merupakan probabilitas dari data X .

2.3 Confusion Matrix

Untuk memastikan keandalan hasil klasifikasi, kinerja model diukur dengan metrik standar Presisi, Recall, dan F1-score. Semua perhitungan ini diturunkan dari nilai-nilai dalam Confusion Matrix—yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Rumus yang dipakai untuk menentukan setiap metrik disajikan di bawah ini (2):

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

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

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

Tiga metrik utama yang digunakan untuk menilai performa model klasifikasi adalah Presisi (Precision), Recall (Daya Panggil), dan F1-score. Presisi mengukur tingkat keakuratan dari hasil prediksi positif model, berfokus pada kolom prediksi dalam Confusion Matrix dan menjawab pertanyaan, dari semua data yang diprediksi model sebagai Positif, berapa banyak yang benar-benar positif, nilai presisi yang tinggi menunjukkan bahwa setiap prediksi positif yang dibuat oleh model sangat andal. Sementara itu, Recall mengukur kelengkapan model dalam menemukan semua kasus positif yang relevan, berfokus pada baris aktual dalam Confusion Matrix dan menjawab pertanyaan, dari semua data yang seharusnya positif, berapa banyak yang berhasil dideteksi oleh model, nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu memanggil atau mendeteksi mayoritas data yang relevan. Terakhir, F1-score adalah rata-rata harmonik dari Presisi dan Recall, berfungsi sebagai metrik yang sangat penting untuk mengevaluasi keseimbangan kinerja model, terutama pada dataset dengan ketidakseimbangan kelas (imbalanced dataset), karena ia memberikan penalti jika terdapat perbedaan signifikan antara Presisi dan Recall.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam studi ini diambil dari komentar pengguna di TikTok menggunakan teknik web scraping berbasis API. Peneliti memanfaatkan layanan Apify (<https://console.apify.com/>), sebuah platform otomatisasi web, yang menyediakan actor khusus untuk mengekstraksi data TikTok secara terstruktur melalui pustaka apify-client. Pendekatan ini memastikan komentar dari unggahan spesifik dapat diperoleh dalam format terstandar (seperti CSV atau JSON), sehingga proses pengumpulan data berjalan lebih sistematis dan efisien. Ringkasan data yang berhasil dikumpulkan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Sample Pengumpulan Data

| Author | Comment |
|-------------------|---|
| laylanoveliaputrl | Cung dlu yg ngedit cuma utk diri sendiri |
| sasandut38 | Aku mahhh gapernah edit foto orang lain atau siapa edit diri sendiri dan pasangan sah |
| 22meiultah | Aku edit buat nyenengin diri sendiri |
| yas_iyas.23 | Ngedit nya slalu sendiri klo mau edit bareng pling ngajakin tanteku |
| nova.hidayati | siapa disini yg edit foto ai supaya seperti foto bareng alm bapa |

3.2 Preprocessing

Setelah data berhasil dikumpulkan, proses pra-pemrosesan (preprocessing) menjadi tahapan penting untuk mempersiapkan data teks agar siap dianalisis. Fase ini melibatkan serangkaian langkah: dimulai dari pembersihan (cleansing) untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan (seperti tautan, emoji, dan tanda baca), penyeragaman huruf (case folding) menjadi huruf kecil, tokenisasi (pemecahan teks menjadi unit kata), penghapusan stopwords (untuk menghilangkan kata umum yang minim makna), dan normalisasi (untuk menstandarkan singkatan atau variasi penulisan). Seluruh proses ini menjamin data teks menjadi konsisten, bersih, dan mudah diolah, yang berdampak positif pada akurasi analisis sentimen[15]. Hasil dari proses preprocessing ini ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Preprocessing

| | |
|------------------|---|
| Teks Asli | Cung dlu yg ngedit cuma utk diri sendiri 🤔🤔 |
| Case folding | cung dlu yg ngedit cuma utk diri sendiri 🤔🤔 |
| Cleansing | cung dlu yg ngedit cuma utk diri sendiri |
| Tokenisasi | ['cung', 'dlu', 'yg', 'ngedit', 'cuma', 'utk', 'diri', 'sendiri'] |
| Stopword removal | ['cung', 'dlu', 'ngedit', 'cuma', 'utk', 'diri', 'sendiri'] |
| Stemming | ['cung', 'dlu', 'ngedit', 'cuma', 'utk', 'diri', 'sendiri'] |
| Normalisasi | ['cung', 'dulu', 'ngedit', 'Cuma', 'untuk', 'diri', 'sendiri'] |

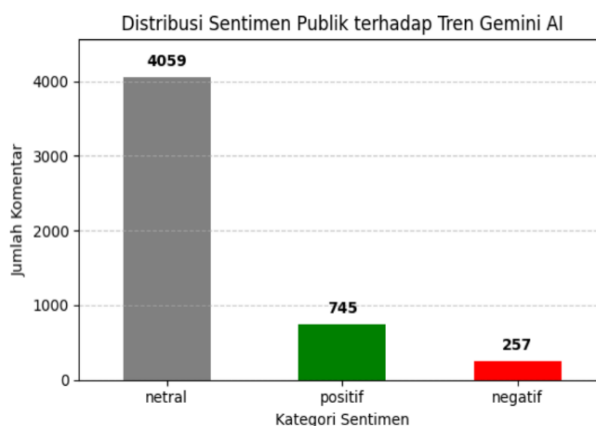
3.3 Pelabelan Data

Dari hasil proses pelabelan yang telah dilakukan, diperoleh total sebanyak 5.061 data. Dari jumlah tersebut, 745 data dikategorikan sebagai sentimen positif, 4.059 data sebagai sentimen netral, dan 257 data sebagai sentimen negative, berikut hasil pelabelan data yang tersusun pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Proses Pelabelan

| Text | Label Sentimen | Score |
|---|----------------|-------|
| aku edit cuma gini aja kak ga sampe peluk atau cium aku juga ga mau berlebihan foto berdiri dengan idola gini aja udah seneng | positif | 2 |
| iyaaa ngeri banget seolah olah manusia paling hitz padahal muka doang dia badan orang lain trus 1 lagi mereka perkenalan wanita dan pria difoto cantik ganteng ketemu alamak jeleknya | negatif | 1 |
| aku edit buat nyenengin diri sendiri | netral | 0 |

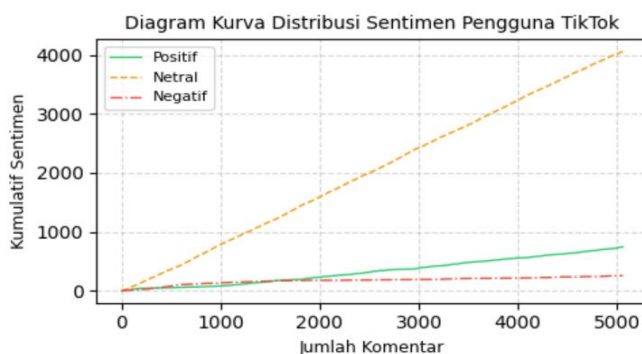
Distribusi ini menunjukkan bahwa mayoritas data berada pada kategori netral, diikuti oleh positif, sedangkan jumlah data dengan sentimen negatif relatif lebih sedikit. Hasil pelabelan ini selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses analisis sentimen pada tahap berikutnya [16]. Selanjutnya, proses TF-IDF dilakukan menggunakan library scikit-learn dengan parameter `max_features=5000`, yang berarti hanya 5.000 kata paling relevan yang digunakan sebagai fitur. Selain itu, digunakan `ngram_range=(1,2)` agar model tidak hanya mempertimbangkan kata tunggal (*unigram*), tetapi juga pasangan kata berurutan (*bigram*). Parameter `min_df=2` dan `max_df=0.95` diterapkan untuk menghapus kata yang terlalu jarang atau terlalu sering muncul. Hasil transformasi menunjukkan bahwa terdapat 3.853 fitur (kata unik) yang digunakan dalam proses pembobotan. Nilai-nilai TF-IDF inilah yang kemudian menjadi masukan (*input features*) bagi model klasifikasi Naive Bayes dalam mengelompokkan komentar ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral. Berikut adalah hasil pelabelan data dalam bentuk visualisasi diagram batang yang terdapat pada Gambar 2.



Gambar 2. Visualisasi Diagram Batang Pelabelan Data

Gambar 2 memperlihatkan hasil visualisasi distribusi sentimen komentar pengguna TikTok terhadap fitur yang dianalisis. Berdasarkan grafik, sentimen netral mendominasi dengan jumlah 4.059 komentar, menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan tanggapan yang bersifat informatif atau tidak mengekspresikan emosi tertentu. Sementara itu, terdapat 745 komentar positif yang menandakan apresiasi atau kepuasan terhadap fitur tersebut, dan 257 komentar negatif yang mencerminkan adanya ketidakpuasan atau kritik dari pengguna. Hasil ini menunjukkan bahwa persepsi masyarakat cenderung netral, dengan proporsi komentar positif yang lebih tinggi dibandingkan negatif, menandakan penerimaan yang cukup baik terhadap fitur yang dibahas, visualisasi semacam ini sering digunakan dalam penelitian analisis opini di media sosial untuk memperlihatkan proporsi tiap kategori sentimen secara langsung[17].

Untuk memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif mengenai persebaran sentimen pengguna terhadap fitur Gemini AI, dilakukan visualisasi data dalam bentuk diagram kurva. Grafik ini menampilkan kumulatif dari tiga kategori sentimen, yakni positif, netral, dan negatif, berdasarkan urutan komentar pengguna yang dianalisis. Tujuan visualisasi ini adalah untuk memperlihatkan kecenderungan dominasi sentimen tertentu serta mengamati pola perubahan persepsi publik sepanjang pengumpulan data. Gambar 3 berikut adalah hasil pelabelan data dalam bentuk visualisasi diagram batang.



Gambar 3. Visualisasi Diagram Kurva Pelabelan Data

Berdasarkan Gambar 3, tampak bahwa sentimen netral mendominasi sepanjang periode pengamatan dengan peningkatan kumulatif yang paling signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna TikTok memberikan komentar bersifat informatif atau tidak mengekspresikan emosi tertentu terhadap tren penggabungan foto dengan Gemini AI. Sementara itu, sentimen positif menunjukkan kenaikan yang lebih moderat, mencerminkan adanya apresiasi dari sebagian pengguna terhadap hasil yang dihasilkan oleh teknologi tersebut. Sebaliknya, sentimen negatif terlihat paling rendah dan cenderung stabil, menandakan bahwa komentar bernada kritik atau ketidakpuasan relatif sedikit. Secara keseluruhan, pola kurva ini memperkuat temuan bahwa persepsi publik terhadap Gemini AI cenderung netral hingga positif, yang menandakan tingkat penerimaan yang baik terhadap inovasi kecerdasan buatan ini di media sosial. Perlu diperhatikan bahwa grafik ini bersifat kumulatif, artinya setiap titik pada garis menunjukkan total akumulasi komentar hingga titik tersebut dalam urutan data. Dengan demikian, visualisasi ini tidak hanya menampilkan perbandingan jumlah antar sentimen, tetapi juga memperlihatkan pola perkembangan persepsi publik secara bertahap terhadap tren penggunaan Gemini AI di TikTok.

3.4 Algoritma Naïve Bayes

Classifier Naïve Bayes adalah teknik klasifikasi yang mengaplikasikan Teorema Bayes. Model ini bekerja dengan menghitung kemungkinan (probabilitas) bahwa suatu objek milik kelas tertentu, dengan menggunakan vektor

informasi sebagai dasarnya. Nama "Naïve" (naif) merujuk pada asumsi kuat algoritma ini, yaitu seluruh atribut yang membentuk objek dianggap tidak saling bergantung (independen secara statistik) [18]. Penilaian kinerja model Naïve Bayes adalah fokus utama dari tahapan ini. Tujuannya adalah mengetahui seberapa efektif model dapat mengklasifikasikan sentimen komentar TikTok setelah data diolah dengan TF-IDF. Untuk mengukur keandalan hasil klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral, evaluasi dilakukan dengan menghitung metrik standar dalam machine learning, yaitu Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-score. Rincian hasil evaluasi model Naïve Bayes dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

| | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negative | 1.00 | 0.07 | 0.14 | 55 |
| Positif | 0.84 | 1.00 | 0.91 | 749 |
| Netral | 1.00 | 0.45 | 0.62 | 164 |
| Accuracy | | | 0.85 | 968 |
| Macro avg | 0.95 | 0.51 | 0.56 | 968 |
| Weighted avg | 0.88 | 0.85 | 0.82 | 968 |

Berdasarkan hasil evaluasi model Naïve Bayes pada Tabel 4, nilai precision, recall, dan F1-score menunjukkan variasi performa antar kelas sentimen. Pada kelas negatif, precision mencapai 1.00, yang berarti seluruh data yang diprediksi negatif benar-benar sesuai dengan label aslinya. Namun, recall-nya hanya 0.07, menandakan bahwa model kurang mampu mengenali seluruh komentar bernada negatif. Kelas positif memiliki precision sebesar 0.84 dan recall tertinggi yaitu 1.00, menunjukkan bahwa sebagian besar komentar positif berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, kelas netral memperoleh precision 1.00 dan recall 0.45, yang mengindikasikan bahwa meskipun prediksi netral sangat akurat, model belum optimal dalam mengenali seluruh data netral yang ada. Nilai F1-score sebagai rata-rata harmonik antara precision dan recall menunjukkan performa model yang seimbang pada kelas positif (0.91) dan cukup baik pada kelas netral (0.62), namun masih rendah pada kelas negatif (0.14). Secara keseluruhan, model menghasilkan akurasi total sebesar 85%, yang menandakan performa klasifikasi yang cukup baik dalam konteks analisis sentimen media sosial.

Nilai recall yang rendah pada kelas negatif menunjukkan bahwa model kurang optimal dalam mengenali komentar dengan nada negatif. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik bahasa pengguna TikTok yang sering menggunakan ungkapan tidak langsung atau campuran emosi dalam satu komentar. Sebagian besar komentar bernada negatif mengandung kata-kata yang juga umum digunakan dalam konteks netral atau bahkan positif, sehingga model kesulitan membedakan secara pasti makna emosional di balik kalimat tersebut. Misalnya, kalimat seperti "hasilnya lucu tapi agak aneh" bisa dianggap negatif atau netral tergantung konteks penggunaannya.

Temuan ini menunjukkan bahwa persepsi publik terhadap tren penggabungan foto menggunakan Gemini AI di media sosial cenderung didominasi oleh sentimen netral dan positif. Hal ini memperlihatkan bahwa masyarakat lebih banyak memberikan tanggapan berupa opini informatif atau apresiatif, sementara komentar bernada negatif relatif lebih sedikit dan bersifat individual. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan gambaran yang jelas mengenai kecenderungan sentimen publik terhadap perkembangan teknologi AI dalam ranah kreativitas digital.

3.4.1 Visualisasi WordCloud

Untuk memperoleh pemahaman mendalam mengenai pola penggunaan dan persebaran kata yang dominan pada setiap kategori sentimen, dilakukan visualisasi data menggunakan WordCloud. Metode visualisasi ini berfungsi untuk merepresentasikan kumpulan kata kunci yang paling sering muncul dalam data komentar, yang telah diklasifikasikan ke dalam sentimen netral, negatif, dan positif [19]. Dengan menampilkan kata-kata tersebut dalam ukuran yang proporsional dengan frekuensinya, WordCloud mempermudah identifikasi insight utama dan perbedaan leksikal antara kategori sentimen. Gambar di bawah ini menyajikan hasil WordCloud yang divisualisasikan untuk ketiga klasifikasi sentimen: netral, negatif, dan positif.

a. WordCloud Sentimen Netral

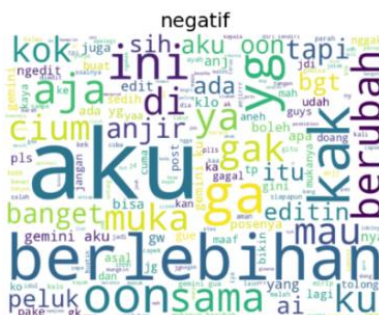
Pada WordCloud dengan kategori netral, terlihat bahwa kata-kata yang paling sering muncul antara lain "aku", "kak", "boleh", "mau", dan "gini". Kata-kata tersebut menunjukkan bahwa pengguna cenderung memberikan komentar yang bersifat permintaan bantuan atau respon biasa tanpa menunjukkan emosi positif maupun negatif. Contohnya seperti kalimat "kak bisa tolong editin aku juga?" atau "mau coba juga kak". Hal ini menggambarkan bahwa sebagian besar pengguna bersikap netral dan interaktif, bukan menilai hasil editan secara emosional. Selain itu, kemunculan kata sapaan seperti "kak" atau "aku" juga menunjukkan adanya interaksi yang bersifat personal dan santai antara pengguna, mencerminkan karakteristik komunikasi yang umum terjadi di platform TikTok. Komentar dengan sentimen netral umumnya bersifat informatif, responsif, atau sekadar mengekspresikan ketertarikan tanpa memberikan opini evaluatif terhadap konten. Gambar 3 menunjukkan visualisasi untuk komentar dengan sentimen netral.



Gambar 3. Wordcloud Netral

b. WordCloud Sentimen Negatif

Pada WordCloud kategori negatif, kata yang dominan muncul antara lain “berlebihan”, “ngedit”, “gagal”, “nggak”, dan “aneh”. Kata-kata tersebut mencerminkan adanya ketidakpuasan atau kritik dari pengguna terhadap hasil editan foto yang dihasilkan Gemini AI. Komentar semacam ini biasanya bernada sindiran atau ketidaksukaan, misalnya “ngeditnya berlebihan banget sih” atau “hasilnya malah jadi aneh”. Sentimen negatif umumnya muncul dari kualitas hasil edit yang dianggap tidak realistis atau berlebihan. Gambar 4 menunjukkan visualisasi untuk komentar negatif.



Gambar 4. Wordcloud Negatif

c. WordCloud Sentimen Positif

Sementara itu, pada WordCloud kategori positif, kata yang paling menonjol antara lain “terlihat”, “foto tersebut”, “kamera”, “harus”, dan “polaroid”. Kata-kata ini menandakan adanya apresiasi dan penilaian positif terhadap hasil edit foto yang dihasilkan. Beberapa pengguna mungkin memberikan pujian atau komentar konstruktif, seperti “hasilnya terlihat alami banget” atau “foto tersebut jadi kelihatan profesional”.

Hal ini menunjukkan bahwa sentimen positif umumnya berasal dari pengguna yang puas dengan hasil editan Gemini AI. Gambar 5 menunjukkan visualisasi untuk komentar positif.



Gambar 5. Wordcloud Positif

3.5 Validasi Model (K-Fold Cross Validation)

Untuk memastikan keandalan dan stabilitas model Naïve Bayes yang digunakan, dilakukan proses validasi silang menggunakan teknik K-Fold Cross Validation dengan nilai K=5. Metode ini membagi dataset menjadi lima subset berukuran sama, di mana setiap subset secara bergantian digunakan sebagai data uji, sementara empat subset lainnya digunakan sebagai data latih. Proses ini diulang sebanyak lima kali, dan hasil pengujian dari setiap iterasi kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh performa model yang lebih representative [20]. Pendekatan ini digunakan agar hasil evaluasi tidak bergantung pada satu kali pembagian data tertentu, melainkan mencerminkan kemampuan model secara umum dalam mengklasifikasikan komentar pengguna TikTok ke dalam kategori sentimen positif, netral, dan negatif.

Hasil rata-rata dari kelima iterasi dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Hasil Validasi Silang Model Naïve Bayes (K=5)

| Metrix | Nilai Rata-Rata |
|-----------|-----------------|
| Accuracy | 85.72 % |
| Precision | 87.84% |
| Recall | 85.72% |
| F1-Score | 81.95% |

Berdasarkan hasil pada Tabel 5, model Naïve Bayes menunjukkan performa yang konsisten dengan akurasi rata-rata sebesar 85.72%. Nilai presisi yang tinggi (87.84%) menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan tingkat kesalahan yang rendah, sedangkan nilai F1-Score sebesar 81.95% menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall. Hasil ini memperkuat temuan sebelumnya bahwa model memiliki performa yang stabil dan cukup andal dalam mengenali pola sentimen komentar pengguna TikTok terhadap fitur penggabungan foto Gemini AI [21].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap penggunaan Gemini AI di platform TikTok menggunakan metode klasifikasi berbasis algoritma Naïve Bayes. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 85,72% dengan performa yang cukup baik secara keseluruhan. Nilai F1-score terbaik diperoleh pada kelas positif sebesar 0,91, menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengenali komentar dengan sentimen apresiatif atau dukungan terhadap Gemini AI. Sebaliknya, F1-score terendah terdapat pada kelas negatif, yang mengindikasikan perlunya peningkatan dalam mengenali komentar bernada kritik atau ketidakpuasan, kemungkinan akibat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas. Secara umum, model Naïve Bayes berhasil mencapai tujuan penelitian, yaitu mengklasifikasikan opini publik ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral dengan tingkat akurasi yang memadai. Temuan ini juga memberikan gambaran bahwa mayoritas pengguna TikTok menanggapi fenomena Gemini AI secara netral, mencerminkan kecenderungan masyarakat yang lebih bersifat deskriptif dan informatif daripada emosional dalam menilai perkembangan teknologi AI generatif. Studi ini diharapkan dapat menjadi landasan dalam pengembangan kebijakan dan edukasi publik terkait pemanfaatan teknologi berbasis kecerdasan buatan secara etis dan bertanggung jawab. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi inspirasi bagi studi selanjutnya yang menyoroti dinamika opini masyarakat terhadap inovasi digital lainnya, baik dalam konteks media sosial maupun kebijakan teknologi informasi di masa depan.

REFERENCES

- [1] L. Kurniawati, L. Asri Utami, S. Oktaviana, and S. Anggraeni Putri, "Pelatihan Ai Image Generator Untuk Pembuatan Konten Media Sosial Bagi Remaja Islam Al Hikmah," *J. Pengabd. Kolaborasi dan Inov. IPTEKS*, vol. 2, no. 6, pp. 1597–1606, 2024, doi: 10.59407/jpki2.v2i6.1397.
- [2] K. L. Tan, C. P. Lee, and K. M. Lim, "A Survey of Sentiment Analysis: Approaches, Datasets, and Future Research," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 7, 2023, doi: 10.3390/app13074550.
- [3] M. A. Chairani, K. Yitawati, and A. P. Pradhana, "Urgensi Pengaturan Hukum Bagi Penyalahgunaan Aplikasi Deepfake," *J. Rechtsens*, vol. 13, no. 1, pp. 81–96, 2024, doi: 10.56013/rechtsens.v13i1.2668.
- [4] S. M. I. Putri, N. Salsabila, and A. U. Hosnah, "Kriminalisasi Penggunaan Deepfake dalam Tindak Pidana Penipuan dan Pencemaran Nama Baik: Tantangan dan Solusi Hukum," *J. Huk. Leg.*, vol. 6, no. 2, pp. 83–90, Dec. 2024, doi: 10.47637/legalita.v6i2.1453.
- [5] Y. Akbar and T. Sugiharto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter di Indonesia Terhadap ChatGPT Menggunakan Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes (Yuma Akbar 1*, Tri Sugiharto 2) Analisis Sentimen Pengguna Twitter di Indonesia Terhadap ChatGPT Menggunakan Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 115–122, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55338/saintek.v4i3.1368>
- [6] K. Miyazaki, T. Murayama, T. Uchiba, J. An, and H. Kwak, "Public perception of generative AI on Twitter: an empirical study based on occupation and usage," *EPJ Data Sci.*, vol. 13, no. 1, 2024, doi: 10.1140/epjds/s13688-023-00445-y.
- [7] D. Mualfah, Ramadhoni, R. Gunawan, and D. Mulyadipa Suratno, "Analisis Sentimen Komentar YouTube TvOne Tentang Ustadz Abdul Somad Dideportasi Dari Singapura Menggunakan Algoritma SVM," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 01, pp. 72–80, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i01.4920.
- [8] M. R. Al Hafizh, Aldi Daim Fauzan, Woro Isti Rayahu, Kiki Mustaqim, and Rahma Hanum, "Web Scraping Data Ulasan Pelanggan untuk Kemajuan Bisnis E-Commerce pada Official Store dan Non-Official Store dengan Pendekatan Natural Language Processing," *Data Sci. Indones.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2025, doi: 10.47709/dsi.v5i1.5748.
- [9] R. K. Dey and A. K. Das, "Modified term frequency-inverse document frequency based deep hybrid framework for sentiment analysis," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 82, no. 21, pp. 32967–32990, 2023, doi: 10.1007/s11042-023-14653-1.
- [10] M. K. Anam, T. A. Fitri, A. Agustin, L. Lusiana, M. B. Firdaus, and A. T. Nurhuda, "Sentiment Analysis for Online Learning using The Lexicon-Based Method and The Support Vector Machine Algorithm," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 2, pp. 290–302, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i2.1590.290-302.
- [11] L. A. Andika, P. A. N. Azizah, and R. Respatiwalan, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Hasil Quick Count Pemilihan Presiden Indonesia 2019 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Indones. J. Appl. Stat.*,



- vol. 2, no. 1, p. 34, 2019, doi: 10.13057/ijas.v2i1.29998.
- [12] T. R. P. Hermawan and A. R. Dzikrillah, “Penerapan Metode Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Aplikasi ChatGPT di Google Play Store,” *BUILD. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 430–439, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5400.
- [13] T. S. Rambe, M. N. S. Hasibuan, and M. H. Dar, “Sentiment Analysis of Beauty Product Applications using the Naïve Bayes Method,” *Sinkron*, vol. 8, no. 2, pp. 980–989, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.12303.
- [14] E. Apriani, F. Oktavianalisti, L. D. H. Monasari, I. Winami, and I. F. Hanif, “Analisis Sentimen Penggunaan TikTok Sebagai Media Pembelajaran Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 1160–1168, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1482.
- [15] Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, and Sutan Faisal, “Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine,” *TEKNOSAINS J. Sains, Teknol. dan Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023, doi: 10.37373/tekno.v10i2.419.
- [16] Diana Puspitasari and Tata Sutabri, “Analisis Sentimen Berdasarkan pada Twitter (X) terhadap Layanan Indihome Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *JUMINTAL J. Manaj. Inform. dan Bisnis Digit.*, vol. 3, no. 2, pp. 58–71, 2024, doi: 10.55123/jumintal.v3i2.4449.
- [17] J. Saputra, L. Maryani, Rahmadden, D. Wulandari, and W. Eka, “Analisis Performa Naive Bayes Dan Svm Terhadap Sentimen Teks Media Sosial Dengan Word2Vec Dan Smote,” *J. INSTEK (Informatika Sains dan Teknol.)*, vol. 10, no. 1, pp. 143–155, 2025, doi: 10.24252/instek.v10i1.54889.
- [18] F. Mariwy, C. J. G. Watratan, R. Dos Santos, D. N. Reba, R. F. Sabono, and N. I. Pasiakan, “Analisis Sentimen Komentar Tiktok Tentang Kasus TPPO TKI Di Kamboja Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes Untuk Mengukur Opini Publik,” *Techno.Com*, vol. 24, no. 2, pp. 602–616, 2025, doi: 10.62411/tc.v24i2.12793.
- [19] J. A. Wibowo, V. C. Mawardi, and T. Sutrisno, “Visualisasi Word Cloud Hasil Analisis Sentimen Berbasis Fitur Layanan Aplikasi Gojek Dengan Support Vector Machine,” *J. Serina Sains, Tek. dan Kedokt.*, vol. 2, no. 1, pp. 61–70, 2024, doi: 10.24912/jsstk.v2i1.32058.
- [20] I. Kaate, J. Salminen, J. M. Santos, S.-G. Jung, H. Almerexhi, and B. J. Jansen, “‘There Is something Rotten in Denmark’: Investigating the Deepfake persona perceptions and their Implications for human-centered AI,” *Comput. Hum. Behav. Artif. Humans*, vol. 2, no. 1, p. 100031, 2024, doi: 10.1016/j.chbah.2023.100031.
- [21] N. P. Husain, S. Sukirman, and S. SAJIAH, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Tiktok pada Google Play Store Berbasis TF-IDF dan Support Vector Machine,” *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 91–102, 2024, doi: 10.61628/jsce.v5i1.1105.