

Analisis Sentimen Fitur *Claude Design* menggunakan *Support Vector Machine* di X

Sentiment Analysis of Claude Design Features on X using Support Vector Machine

¹Azhar Dwi Nugroho*, ²Budi Prasetyo

^{1,2}Sistem Informasi, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang

^{1,2}Gd D.1 FMIPA UNNES, Sekaran, Kec. Gn. Pati, Kota Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

*e-mail: azhardwi927@students.unnes.ac.id

(**received:** 16 September 2026, **revised:** 29 September 2026, **accepted:** 30 September 2026)

Abstrak

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah menghadirkan berbagai alat bantu yang mendukung proses desain dan pengembangan produk digital, salah satunya fitur *Claude Design*. Kehadiran teknologi tersebut memunculkan beragam tanggapan pengguna yang dapat dianalisis melalui media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna platform X terhadap pemanfaatan fitur *Claude Design* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Data penelitian diperoleh melalui proses *scraping* sebanyak 2.000 unggahan menggunakan kata kunci “*Claude Design*”. Data kemudian melalui tahapan *preprocessing* yang meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *Lemmatization*. Proses pelabelan sentimen dilakukan menggunakan metode *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER). Setelah data netral dihapus, diperoleh 1.438 data yang terdiri atas 1.152 sentimen positif dan 286 sentimen negatif. Selanjutnya, fitur diekstraksi menggunakan TF-IDF dan diklasifikasikan menggunakan algoritma SVM. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM memperoleh *accuracy* sebesar 82,29%, *precision* 81%, *recall* 82%, dan *F1-score* 82%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas pengguna memberikan sentimen positif terhadap *Claude Design* serta membuktikan bahwa penggunaan VADER, TF-IDF, dan SVM efektif digunakan untuk analisis sentimen pada data media sosial.

Kata kunci: *claude design*, analisis sentimen, SVM, VADER, Platform X

Abstract

The development of artificial intelligence technology has introduced various tools that support digital design and product development processes, one of which is the *Claude Design* feature. The emergence of this technology has generated diverse user responses that can be analyzed through social media. This study aims to analyze the sentiment of users on the X platform toward the use of the *Claude Design* feature using the *Support Vector Machine* (SVM) method. The research data were obtained by *scraping* 2,000 posts using the keyword “*Claude Design*.” The data then underwent *preprocessing* stages, including *cleaning*, *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, and *lemmatization*. Sentiment labeling was performed using the *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER) method. After removing neutral data, 1,438 posts remained, consisting of 1,152 positive and 286 negative sentiment posts. Subsequently, features were extracted using *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) and classified using the SVM algorithm. The evaluation results show that the SVM model achieved an *accuracy* of 82.29%, *precision* of 81%, *recall* of 82%, and an *F1-score* of 82%. The findings indicate that the majority of users expressed positive sentiment toward *Claude Design* and demonstrate that the combination of VADER, TF-IDF, and SVM can be effectively applied to sentiment analysis of social media data.

Keywords: *claude design*, sentiment analysis, SVM, VADER, X Platform.

1 Pendahuluan

Perkembangan kecerdasan buatan telah membawa perubahan yang signifikan pada berbagai bidang pekerjaan digital. Kemampuan AI untuk membuat teks, gambar, kode, serta berbagai jenis konten digital lainnya menjadikan teknologi ini semakin banyak dimanfaatkan untuk mendukung produktivitas dan kreativitas pengguna. Seiring perkembangannya, AI tidak hanya digunakan sebagai alat otomatisasi, tetapi juga mulai berperan dalam berbagai tahapan proses desain, mulai dari eksplorasi ide hingga pengembangan solusi desain [1].

Pemanfaatan AI dalam bidang desain melahirkan konsep *AI-assisted design*, yaitu kolaborasi antara manusia dan AI dalam mendukung proses perancangan. Melalui pendekatan ini, AI dapat membantu pengguna menghasilkan ide, mengeksplorasi alternatif solusi, serta mempercepat proses pengembangan desain. Kehadiran AI bertujuan untuk membantu manusia, bukan menggantikan peran mereka. AI dirancang untuk membantu pengambilan keputusan serta meningkatkan efisiensi dalam pembuatan desain [2].

Perkembangan *AI-assisted design* ditandai dengan munculnya berbagai teknologi yang menawarkan dukungan dalam aktivitas perancangan digital. Salah satu teknologi tersebut adalah *claude design*, yaitu fitur berbasis AI yang dikembangkan oleh Anthropic untuk membantu pengguna membuat berbagai artefak visual seperti desain, prototipe interaktif, presentasi, *wireframe*, dan *mockup* melalui instruksi berbasis bahasa alami. Kehadiran Claude Design menunjukkan bagaimana teknologi AI generatif mulai dimanfaatkan untuk mendukung proses eksplorasi ide, komunikasi visual, dan pengembangan desain digital secara lebih efisien [3].

Meningkatnya penggunaan teknologi AI mendorong pentingnya pemahaman terhadap persepsi pengguna. Persepsi pengguna dapat memberikan gambaran mengenai tingkat penerimaan, pengalaman penggunaan, serta manfaat yang dirasakan dari suatu teknologi. Informasi tersebut menjadi penting karena dapat digunakan sebagai bahan evaluasi untuk mengetahui bagaimana suatu teknologi diterima dan dimanfaatkan oleh penggunanya [4].

Salah satu sumber yang dapat digunakan untuk mengetahui persepsi pengguna adalah media sosial. Platform X memungkinkan pengguna membagikan opini, pengalaman, kritik, maupun apresiasi terhadap suatu produk atau teknologi secara terbuka. Cara pesan dibagikan secara cepat dan langsung di platform tersebut menjadikannya sumber yang baik untuk memahami bagaimana perasaan pengguna terhadap perubahan dalam teknologi digital [5].

Untuk mengolah opini pengguna yang terdapat pada media sosial, analisis sentimen adalah metode yang umum digunakan. Hal ini memungkinkan teks yang tidak terorganisasi secara baku untuk dikelompokkan berdasarkan nuansa perasaan, seperti positif, negatif, atau netral. Melalui pendekatan ini, opini pengguna dapat diubah menjadi data yang lebih mudah dipahami sehingga dapat digunakan untuk mengevaluasi respons pengguna terhadap suatu teknologi [5].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan analisis sentimen menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada berbagai kasus. Sunarko dkk. [6] menggunakan pelabelan VADER dan algoritma SVM untuk melakukan klasifikasi sentimen pada data media sosial. Penelitian lain yang dilakukan oleh Ramadhan dan Budiman [7] menerapkan kombinasi VADER, TF-IDF, dan SVM pada data dari platform X dan menunjukkan bahwa metode tersebut mampu menghasilkan performa yang baik. Selain itu, Baihaqi dkk. [8] melakukan analisis ulasan pengguna Deepseek, sementara Rosandi dkk. [9] membandingkan beberapa algoritma *machine learning* pada ulasan Gemini AI dan menunjukkan bahwa SVM memperoleh performa terbaik dibandingkan algoritma lainnya.

Meskipun penelitian yang membahas analisis sentimen terhadap teknologi AI telah banyak diterapkan, sebagian besar penelitian masih berfokus pada *chatbot* AI atau aplikasi AI generatif untuk kebutuhan umum. Penelitian yang secara khusus membahas persepsi pengguna terhadap teknologi AI yang berorientasi pada aktivitas desain digital masih relatif terbatas. Selain itu, penggunaan data dari platform X untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap Claude Design menggunakan kombinasi pelabelan VADER, TF-IDF, dan algoritma SVM masih jarang ditemukan dalam penelitian sebelumnya.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berfokus untuk mengamati persepsi pengguna terhadap fitur Claude Design di platform X, dengan menggunakan algoritma SVM untuk melakukan analisisnya. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai pandangan

pengguna terhadap Claude Design serta memberikan nilai tambah bagi studi mengenai analisis emosi dalam desain yang didukung oleh AI.

2 Tinjauan Literatur

2.1 Analisis Setimen, VADER, TF-IDF, dan Support Vector Machine

Analisis sentimen adalah metode untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan pendapat, emosi, atau pandangan orang dalam bentuk teks ke dalam kategori seperti positif, negatif, atau netral. Metode ini sering diterapkan pada data media sosial karena membantu mengubah teks yang tidak terstruktur menjadi informasi lebih jelas yang lebih mudah diolah. Melalui pendekatan ini, persepsi pengguna terhadap suatu produk, layanan, maupun teknologi dapat dianalisis secara sistematis berdasarkan opini yang mereka sampaikan [5]. Proses analisis sentimen biasanya mencakup langkah-langkah berikut: mengumpulkan data, menyiapkan teks, melabeli sentimen, mengidentifikasi fitur-fitur penting, mengklasifikasikan teks, serta mengevaluasi kinerja model. Tahap pra-pemrosesan bertujuan untuk menghapus karakter tambahan dari data agar teks menjadi lebih mudah dibaca dan tersusun lebih rapi. Selanjutnya, data teks diubah ke dalam bentuk numerik melalui proses ekstraksi fitur agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Hasil klasifikasi diperiksa menggunakan berbagai ukuran seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk melihat seberapa baik kinerjanya. [5]. Analisis sentimen telah banyak diterapkan pada berbagai topik yang berasal dari media sosial untuk memahami pendapat publik terhadap suatu isu, layanan, maupun teknologi. Putri dkk. [10] menunjukkan bahwa algoritma SVM dapat mengklasifikasikan sentimen publik secara efektif saat menganalisis data media sosial. Hasil ini memperlihatkan bahwa SVM masih merupakan metode yang penting dan umum digunakan dalam studi mengenai analisis sentimen.

Pada penelitian ini, pelabelan sentimen dilakukan menggunakan *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER). VADER merupakan metode analisis sentimen berbasis leksikon yang dirancang untuk mengidentifikasi polaritas sentimen pada data teks. Metode ini menghasilkan skor sentimen yang dikenal sebagai *compound score*, yaitu nilai yang merepresentasikan kecenderungan sentimen suatu teks. Dengan menggunakan nilai-nilai tersebut, data dapat dikelompokkan ke dalam tiga jenis pengelompokan: positif, negatif, atau netral. VADER umum digunakan dalam studi analisis sentimen karena mampu melabeli data dalam jumlah besar secara otomatis, efisien, dan cepat. [6]. Penggunaan VADER sebagai metode pelabelan sentimen otomatis telah diterapkan pada berbagai penelitian analisis sentimen media sosial. Sinaga dkk. [11] menunjukkan bahwa pelabelan menggunakan VADER dapat dikombinasikan dengan algoritma SVM untuk menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Oleh karena itu, metode ini dipilih karena mampu memberikan label sentimen secara otomatis pada data teks yang berasal dari media sosial.

Setelah proses pelabelan, data teks direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). TF-IDF merupakan teknik ekstraksi sebuah fitur yang digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen berdasarkan frekuensi kemunculannya. Metode ini memberikan bobot lebih besar pada kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen namun jarang ditemukan di dokumen lain, sehingga membantu menonjolkan keunikan teks tersebut. TF-IDF umum digunakan dalam klasifikasi teks karena metode ini merupakan cara yang efektif untuk menunjukkan tingkat kepentingan kata serta dapat bekerja dengan baik bersama berbagai teknik pembelajaran mesin [7].

Bobot TF-IDF dihitung dengan mengalikan *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF), sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$TFIDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad (1)$$

Sedangkan nilai IDF dihitung menggunakan Persamaan (2).

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right) \quad (2)$$

dengan N menyatakan jumlah dokumen dalam korpus dan $df(t)$ menyatakan jumlah dokumen yang mengandung term t [7].

Penelitian ini menggunakan algoritma SVM untuk melakukan proses klasifikasi. SVM merupakan jenis metode pembelajaran yang bekerja dengan cara menemukan garis terbaik untuk memisahkan data ke dalam kelompok-kelompok yang berbeda. Algoritma ini bekerja dengan baik pada data kompleks yang memiliki banyak fitur, seperti data teks yang diperoleh melalui penggunaan TF-IDF untuk mengekstrak kata-kata penting. SVM sering digunakan dalam penelitian analisis sentimen karena mampu memberikan hasil yang andal dan akurat saat menganalisis berbagai jenis data [6], [7].

Dalam penelitian ini, VADER digunakan untuk melabeli sentimen data yang dikumpulkan dari platform X. Data yang telah dibersihkan tersebut menjalani proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF untuk menghasilkan nilai numerik yang merepresentasikan fitur-fitur tersebut. Selanjutnya, fitur-fitur ini digunakan sebagai input bagi algoritma SVM untuk menentukan apakah sentimen pengguna Claude Design bersifat positif atau negatif. Kombinasi VADER, TF-IDF, dan SVM dipilih karena metode ini mendukung pelaksanaan proses analisis sentimen yang terstruktur, mulai dari pelabelan data hingga tahap klasifikasi akhir.

2.2 Penelitian Terdahulu

Banyak penelitian telah dilakukan mengenai persepsi masyarakat terhadap teknologi AI generatif, khususnya dengan menggunakan data dari media sosial seperti X. Berbagai metode pengelompokan informasi telah diterapkan dalam studi-studi tersebut. Salah satunya adalah SVM, yang efektif dalam menangani teks yang tidak terstruktur secara baku. Sebagian besar penelitian berfokus pada perangkat AI generatif seperti ChatGPT, namun belum banyak studi yang membahas Claude. Beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian ini tercantum dalam Tabel 1.

Tabel 1 Penelitian terdahulu

Peneliti	Objek Penelitian	Metode	Hasil
Sunarko dkk. [6]	Sentimen pada platform X	VADER + SVM	Kombinasi VADER dan SVM menunjukkan performa klasifikasi yang baik dalam mengidentifikasi sentimen pengguna.
Ramadhan & Budiman [7]	Sentimen pada platform X	VADER + TF-IDF + SVM	Kombinasi VADER, TF-IDF, dan SVM efektif digunakan untuk klasifikasi sentimen pada data teks dari platform X.
Baihaqi dkk. [8]	Deepsek pada ulasan Google Playstore	Sentiment & Emotion Analysis	Mengidentifikasi sentimen dan emosi pengguna
Rosandi dkk. [9]	Gemini AI	SVM, Naïve Bayes, Logistic Regression, Random Forest	SVM memperoleh performa terbaik pada ulasan Gemini AI.
Penelitian ini	Claude Design pada Platform X	VADER + SVM	Menganalisis sentimen pengguna terhadap fitur Claude Design

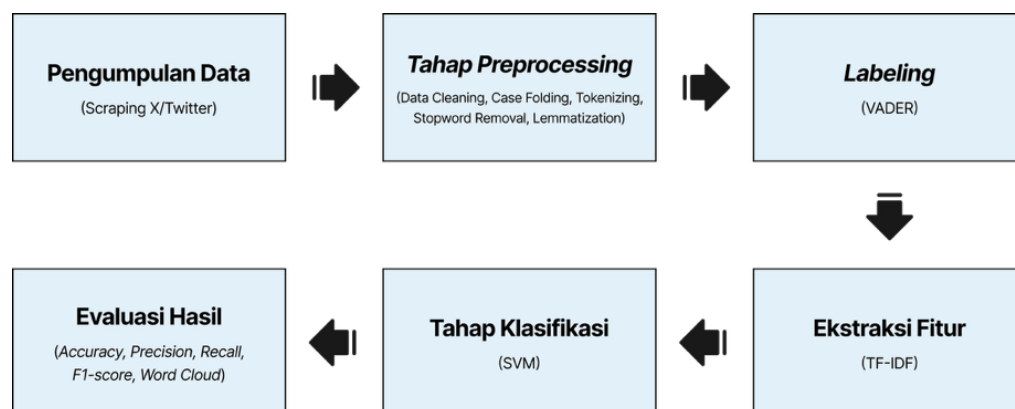
Banyak penelitian terdahulu telah menggunakan analisis sentimen untuk mengetahui pendapat pengguna mengenai berbagai teknologi digital dan platform berbasis AI. Sunarko dkk. [6] menggunakan kombinasi VADER dan SVM untuk melakukan klasifikasi sentimen pada data media

sosial dan menunjukkan bahwa metode tersebut mampu memberikan performa yang baik. Penelitian lain oleh Ramadhan dan Budiman [7] menerapkan kombinasi VADER, TF-IDF, dan SVM pada data yang berasal dari platform X serta menghasilkan klasifikasi sentimen yang efektif.

Penelitian mengenai teknologi AI generatif juga mulai banyak dilakukan. Baihaqi dkk. [8] menganalisis sentimen pengguna terhadap Deepseek, sedangkan Rosandi dkk. [9] melakukan analisis sentimen terhadap Gemini AI menggunakan beberapa algoritma *machine learning*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM mencatat kinerja terbaik, dengan tingkat akurasi mencapai 96,34%, mengungguli *Naïve Bayes*, *Logistic Regression*, dan *Random Forest*. Temuan itu menunjukkan bahwa algoritma SVM cukup efektif dalam mengenali perasaan pengguna saat menggunakan platform pembangkit AI.

3 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode *text mining* untuk menganalisis persepsi pengguna terhadap fitur Claude Design di platform X. Penelitian diawali dengan pengumpulan data melalui teknik *scraping* menggunakan kata kunci yang relevan dengan topik yang dikaji. Data yang terkumpul kemudian diproses melalui beberapa tahapan untuk disusun ke dalam format yang lebih jelas dan bermanfaat. Selanjutnya, analisis sentimen dilakukan menggunakan metode VADER, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, dan klasifikasi hasil menggunakan algoritma SVM. Kinerja model dievaluasi menggunakan berbagai metrik untuk mengukur sejauh mana model mampu mengidentifikasi sentimen dalam dataset tersebut. Alur penelitian ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur penelitian

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data dari platform X. Data yang terkumpul menjalani tahap pra-pemrosesan untuk membersihkan dan menstandarisasi teks agar siap dianalisis. Selanjutnya, metode VADER digunakan untuk melabeli sentimen, yang mengelompokkan data ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral. Data yang telah dilabeli kemudian diproses menggunakan metode TF-IDF untuk mengubah teks menjadi bentuk numerik. Setelah itu, dataset dibagi menjadi dua bagian—data pelatihan dan data pengujian—dengan rasio 80% banding 20%. Proses klasifikasi kemudian dilakukan menggunakan algoritma SVM. Tahap akhir adalah mengevaluasi kinerja model dengan meninjau metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai seberapa baik model tersebut dalam memahami dan mengategorikan sentimen pengguna terkait Claude Design.

3.1 Pengumpulan Data

Data penelitian dikumpulkan dari platform X menggunakan metode *scraping*. *Scraping* adalah cara mengumpulkan data dari platform daring secara otomatis, dan metode ini umum digunakan dalam penelitian media sosial untuk menghimpun informasi dalam jumlah besar secara cepat dan efektif [12]. Platform X dipilih sebagai sumber data karena menjadi salah satu media sosial yang sering digunakan oleh pengguna untuk berbagi pendapat, pengalaman, dan tanggapan mengenai berbagai topik, termasuk perkembangan teknologi berbasis kecerdasan buatan [13].

3.2 Tahap Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan proses pembersihan dan normalisasi data teks sebelum dilakukan analisis sentimen. Proses ini bertujuan untuk mengurangi *noise* serta meningkatkan kualitas data sehingga dapat menghasilkan representasi teks yang lebih baik untuk proses klasifikasi [14]. Pada penelitian ini, tahapan *preprocessing* terdiri dari *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *lemmatization*.

1) Data Cleaning

Pembersihan data dilakukan untuk menyingkirkan elemen-elemen yang tidak mendukung analisis sentimen, seperti URL, *mention*, tagar, angka, emoji, tanda baca, dan simbol khusus lainnya. Tahap ini bertujuan menghasilkan data teks yang lebih bersih dan siap digunakan untuk langkah berikutnya [14].

2) Case Folding

Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam sebuah teks menjadi huruf kecil. Proses ini dilakukan untuk menghilangkan perbedaan penggunaan kata-kata yang memiliki makna sama namun ditulis dengan huruf kapital yang berbeda. [14].

3) Tokenizing

Tokenizing adalah proses memisahkan kalimat menjadi bagian-bagian kata atau unit yang disebut token. Tujuan dari tahapan ini adalah agar proses pengolahan teks dan pengambilan informasi menjadi lebih mudah, terutama untuk setiap kata yang ada dalam dokumen [14].

4) Stopword Removal

Stopword removal dilakukan dengan menghapus kata yang sering muncul dan tidak memberikan dampak besar terhadap arti sebuah kalimat. Penghapusan kata-kata itu bertujuan untuk memperkecil jumlah fitur dan meningkatkan kualitas cara teks diwakili [14].

5) Lemmatization

Lemmatization adalah proses mengembalikan kata ke bentuk dasarnya berdasarkan struktur bahasa. Tahap ini bertujuan menggabungkan kata-kata yang maknanya sama agar data teks yang digunakan dalam analisis menjadi lebih konsisten [14].

3.3 Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan metode VADER, yaitu suatu pendekatan yang memanfaatkan daftar kata serta serangkaian aturan untuk menentukan sentimen dari teks media sosial. VADER menentukan polaritas sentimen dengan menggunakan skor dari daftar kata sentimen yang telah disusun sebelumnya. Metode ini populer karena efektif untuk teks pendek seperti yang umum dijumpai di media sosial—serta tidak memerlukan data berlabel untuk proses pelatihan. [15].

Pada penelitian ini, VADER digunakan untuk memberikan label sentimen secara otomatis pada setiap data teks yang telah melalui tahap preprocessing. Mengacu pada penelitian Zakiyah dkk. [16], kategori sentimen ditentukan berdasarkan nilai *compound score* yang dihasilkan oleh VADER. Data dengan nilai *compound score* lebih besar dari 0 dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan data dengan nilai *compound score* lebih kecil dari 0 dikategorikan sebagai sentimen negatif. Sementara itu, data yang memiliki nilai *compound score* sama dengan 0 dikategorikan sebagai sentimen netral.

3.4 Ekstraksi Fitur

Setelah memberikan label emosi pada teks, data yang telah dibersihkan diubah menjadi angka menggunakan teknik TF-IDF. Metode ini memberikan skor pada setiap kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam satu dokumen dan seberapa umum kata itu dalam keseluruhan kumpulan teks. Metode TF-IDF dipilih karena mampu menghasilkan fitur yang berguna untuk klasifikasi teks saat menggunakan algoritma SVM [17]. Kombinasi TF-IDF dan SVM sering digunakan dalam studi analisis sentimen karena menghasilkan fitur yang baik bagi model serta memberikan hasil yang kuat dalam klasifikasi teks. Amrullah dkk. [18] menunjukkan bahwa penggunaan TF-IDF yang dikombinasikan dengan SVM mampu meningkatkan performa klasifikasi sentimen pada data teks. Oleh karena itu, kombinasi kedua metode tersebut digunakan dalam penelitian ini.

Pada penelitian ini, proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan TfidfVectorizer dari pustaka Scikit-learn. Hasil transformasi TF-IDF kemudian digunakan sebagai masukan (*input feature*) pada tahap klasifikasi menggunakan algoritma SVM.

3.5 Tahap Klasifikasi

Setelah data teks diubah menjadi vektor menggunakan metode TF-IDF, langkah selanjutnya adalah mengklasifikasikan sentimen menggunakan algoritma SVM. SVM merupakan jenis metode pembelajaran yang sering digunakan untuk mengelompokkan teks ke dalam kategori-kategori tertentu. Metode ini bekerja dengan baik pada data yang memiliki banyak fitur serta memberikan hasil yang andal saat menganalisis emosi atau opini dalam teks [19].

Cara kerja SVM adalah dengan menemukan garis atau bidang pemisah terbaik yang memisahkan titik-titik data dari kelompok yang berbeda, dengan memastikan jarak ruang antara kelompok-kelompok tersebut sebesar mungkin. Margin adalah jarak antara garis pemisah dan titik-titik data terdekat, yang disebut sebagai *support vector*. Semakin besar marginnya, semakin baik kemampuan model dalam menangani data baru [19]. Ilustrasi fungsi keputusan SVM dapat dinyatakan pada Persamaan (3).

$$f(x) = w^T x + b \quad (3)$$

Berdasarkan Persamaan (3), dengan $f(x)$ merupakan fungsi keputusan, w merupakan vektor bobot, x merupakan vektor fitur, dan b merupakan nilai bias. Proses klasifikasi dilakukan dengan menentukan posisi data terhadap *hyperplane* yang terbentuk sehingga data dapat dikelompokkan ke dalam kelas positif atau negatif [19].

Dalam penelitian ini, proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *Linear Support Vector Classification* (LinearSVC) dari pustaka Scikit-learn. Model dilatih menggunakan data yang telah diberi label emosi dan diubah menjadi vektor TF-IDF. Hasil klasifikasi tersebut kemudian digunakan untuk menguji seberapa baik model dapat mendeteksi sentimen positif dan negatif dalam data yang diteliti.

3.6 Tahap Evaluasi Model

Model diuji untuk mengetahui seberapa baik kinerja algoritma SVM dalam menentukan sentimen dari data yang diteliti. Proses evaluasi ini mencakup pemeriksaan sejauh mana prediksi model sesuai dengan label sentimen yang telah ditetapkan pada tahap pelabelan. Menilai kinerja model merupakan hal yang penting karena membantu kita memahami tingkat akurasi dalam mengklasifikasikan berbagai jenis sentimen serta kemampuannya dalam membedakan jenis-jenis sentimen tersebut [20].

Dalam penelitian ini, kinerja model diperiksa menggunakan *confusion matrix* serta ukuran-ukuran lain seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. *Confusion matrix* menunjukkan seberapa sering prediksi bernilai benar atau salah dengan membandingkan kelas sebenarnya dengan kelas hasil prediksi [20].

Nilai akurasi menunjukkan seberapa besar proporsi data uji yang diklasifikasikan dengan benar dibandingkan dengan keseluruhan data yang diuji. Akurasi dihitung menggunakan Persamaan (4).

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

Di sini, TP berarti jumlah titik data yang benar-benar positif dan dilabeli secara tepat sebagai positif; TN berarti jumlah titik data yang benar-benar negatif dan dilabeli secara tepat sebagai negatif, FP berarti jumlah titik data yang sebenarnya negatif namun keliru dilabeli sebagai positif, dan FN berarti jumlah titik data yang sebenarnya positif namun keliru dilabeli sebagai negatif. Berdasarkan Persamaan (4), nilai akurasi menunjukkan persentase dari seluruh prediksi yang dilakukan dengan tepat oleh model.

Nilai presisi menunjukkan seberapa akurat prediksi positif model tersebut. Presisi dihitung menggunakan Persamaan (5).

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

Berdasarkan Persamaan (5), ketika sebuah model memiliki presisi yang lebih tinggi, model tersebut melakukan lebih sedikit kesalahan dalam memprediksi hasil positif. Nilai *recall* menunjukkan seberapa baik model dapat menemukan semua data yang sebenarnya termasuk dalam kelas positif. *Recall* dihitung menggunakan Persamaan (6).

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

TP merepresentasikan jumlah kasus positif yang teridentifikasi dengan benar, sedangkan FN merujuk pada jumlah kasus positif yang secara keliru dilabeli sebagai negatif. Berdasarkan Persamaan (6), nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model tersebut mampu menemukan sebagian besar titik data yang sebenarnya termasuk dalam kelas positif. F1-score adalah ukuran yang menggabungkan presisi dan *recall* menggunakan rata-rata harmonik, yang membantu memberikan gambaran lebih adil mengenai seberapa baik kinerja suatu model. F1-score dihitung menggunakan Persamaan (7).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

Presisi menunjukkan seberapa akurat model saat memprediksi hasil positif, sedangkan *recall* menunjukkan seberapa baik model dapat menemukan seluruh kasus positif yang sebenarnya. Penggunaan F1-score dari Persamaan (7) membantu menyeimbangkan presisi dan *recall*, sehingga memberikan ukuran keseluruhan yang lebih baik mengenai kinerja model klasifikasi tersebut.

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Data penelitian dikumpulkan dari platform X menggunakan metode *scraping* dan kata kunci yang terkait dengan "Claude Design." Pengumpulan data ini bertujuan untuk memperoleh pendapat dan umpan balik pengguna mengenai fitur-fitur Claude Design pada platform Claude. Sebanyak 2.000 unggahan berhasil dikumpulkan. Keseluruhan kumpulan data ini digunakan sebagai titik awal penelitian sebelum dilakukannya proses pelabelan sentimen menggunakan metode VADER.

4.2 Hasil Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan menyeragamkan data teks agar siap dianalisis pada tahap berikutnya. Proses ini mencakup pembersihan teks, penggabungan karakter yang terpisah, pemecahan teks menjadi kata-kata individual, penghapusan kata-kata yang sering muncul, serta pengubahan kata ke bentuk dasarnya. Setiap langkah bertujuan untuk mengurangi informasi yang tidak jelas dan membuat teks lebih mudah dipahami. Tabel 2 menampilkan contoh perubahan data sebelum dan sesudah tahapan *Preprocessing*.

Tabel 2 Contoh hasil preprocessing data

Teks Asli	Cleaning	Case Folding	Tokens	Filtered	Lemmatized
Claude model are still my go to for Frontend design Fable 5.1 help me re-design the skill catalog	Claude model are still my go to for Frontend design Fable help me redesign the skill	claudio model are still my go to for frontend design fable help me redesign the skill catalog in asm gt	claudio,model ,are,still,my, go,to,for,fron tend,design,f able,help,me, redesign,the, skill,catalog,i n,asm,gt,	still,go,fronten d,fable,help,re design,skill,cat alog	still,go,frontend, fable,help,redesi gn,skill,catalog,

in asm >. catalog in
asm gt

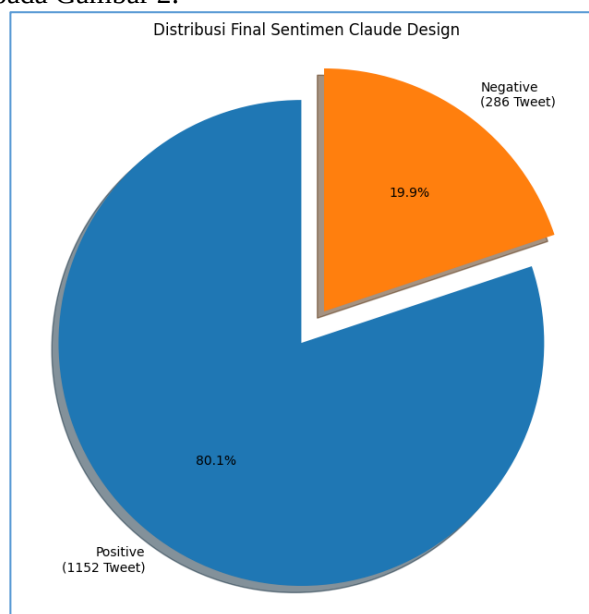
Berdasarkan Tabel 2, setiap langkah pembersihan data teks berperan dalam mengurangi gangguan atau kebisingan pada data tersebut. Informasi yang tidak relevan seperti URL, tanda baca, dan kata-kata umum berhasil dihilangkan sehingga menghasilkan representasi teks yang lebih ringkas dan informatif. Data hasil pembersihan kemudian digunakan sebagai masukan dalam proses pelabelan sentimen dan ekstraksi fitur untuk mendukung klasifikasi yang lebih baik.

4.3 Hasil Pelabelan Sentimen Menggunakan VADER

Pelabelan sentimen dilakukan dengan menggunakan metode VADER untuk mengelompokkan data ke dalam tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas pendapat pengguna bersifat positif terhadap Claude Design. Tabel 3 menampilkan bagaimana hasil pelabelan menggunakan VADER.

Tabel 3 Distribusi sentimen hasil pelabelan VADER		
Sentimen	Jumlah	Persentase
Positif	1152	57,6%
Netral	562	28,1%
Negatif	286	14,3%

Berdasarkan Tabel 3, sentimen yang paling umum ditemukan adalah sentimen positif sebesar 57,6%, diikuti oleh sentimen netral sebesar 28,1%, dan sentimen negatif sebesar 14,3%. Sentimen positif tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna menyukai Claude Design. Karena penelitian ini menggunakan metode klasifikasi biner, data yang dikategorikan sebagai netral tidak disertakan dalam proses klasifikasi. Setelah proses seleksi selesai, diperoleh dataset akhir yang terdiri dari 1.438 entri. Entri-entri tersebut mencakup sentimen positif maupun negatif. Distribusi dataset akhir tersebut ditampilkan pada Gambar 2.



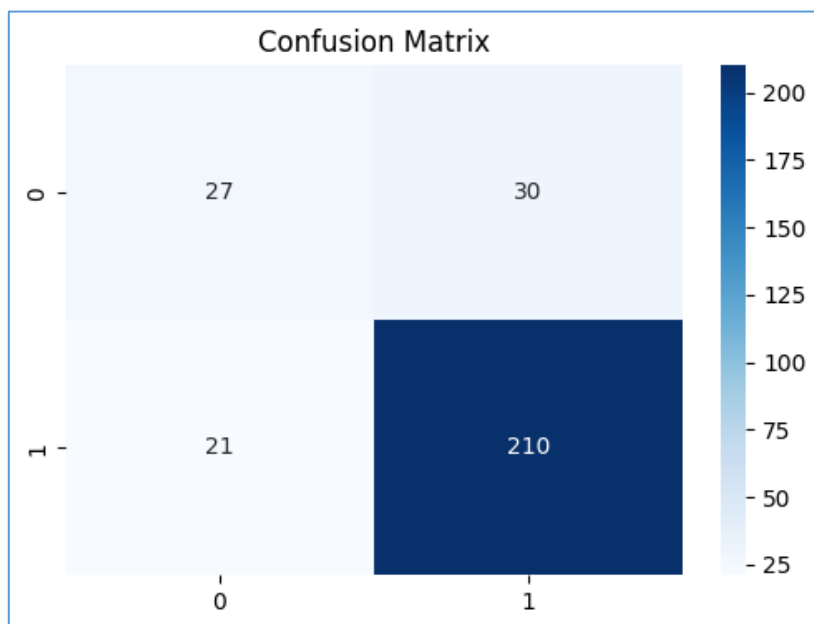
Gambar 2 Distribusi final sentimen claud design

Berdasarkan Gambar 2, sebanyak 80,1% data termasuk ke dalam kelas positif dan 19,9% termasuk ke dalam kelas negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa opini pengguna terhadap Claude Design didominasi oleh sentimen positif.

4.4 Hasil Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine

Setelah menyelesaikan pelabelan sentimen dan ekstraksi fitur TF-IDF, langkah selanjutnya adalah menggunakan algoritma SVM untuk mengklasifikasikan sentimen. Dalam penelitian ini, model SVM digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam dua kategori: positif dan negatif.

Dataset akhir, yang terdiri dari 1.438 titik data, dibagi menjadi dua kelompok pelatihan dan pengujian—dengan rasio pembagian 80:20. Pembagian ini menghasilkan 1.150 sampel untuk pelatihan dan 288 sampel untuk pengujian. Data pelatihan digunakan untuk membangun model klasifikasi, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan sentimen pada data yang belum pernah ditemui sebelumnya. Hasil klasifikasi menggunakan algoritma SVM disajikan dalam matriks konfusi pada Gambar 3.



Gambar 3 Confusion Matrix Hasil Klasifikasi SVM

Berdasarkan Gambar 3, model tersebut berhasil mengidentifikasi dengan tepat 210 titik data yang memiliki sentimen positif dan 27 titik data yang memiliki sentimen negatif. Namun, terdapat 30 titik data bersentimen negatif yang keliru dilabeli sebagai positif, serta 21 titik data bersentimen positif yang keliru dilabeli sebagai negatif. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model tersebut cukup baik dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif pada data mengenai Claude Design.

4.5 Evaluasi Model

Kemampuan model SVM dalam mengklasifikasikan sentimen diuji menggunakan beberapa metrik termasuk akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk mengevaluasi kinerjanya. Hasil evaluasi diperoleh dari data uji yang diprediksi oleh model tersebut. Hasil evaluasi model SVM disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4 Hasil evaluasi model SVM

Metrik	Hasil
Accuracy	82,29%
Precision	81%
Recall	82%

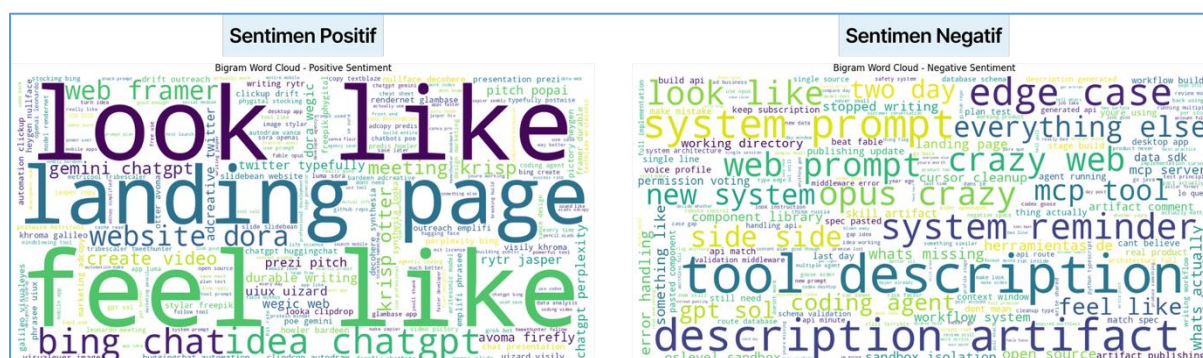
82%

Untuk mengevaluasi bagaimana model bekerja pada setiap kelas sentimen, hasil laporan klasifikasi disajikan pada Tabel 5.

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
<i>Negatif</i>	0,56	0,47	0,51
<i>Positif</i>	0,88	0,91	0,89

Perbedaan hasilnya kemungkinan disebabkan oleh ketidakseimbangan dalam penyebaran data pada dataset akhir penelitian. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2 Distribusi Final Sentimen Claude Design sebelumnya, jumlah data sentimen positif jauh lebih banyak dibandingkan data sentimen negatif. Kondisi ini menyebabkan model memiliki lebih banyak pola pembelajaran dari kelas positif sehingga kemampuan klasifikasi pada kelas tersebut menjadi lebih baik dibandingkan kelas negatif.

Visualisasi yang digunakan pada penelitian ini merupakan *word cloud* berbasis bigram, yaitu representasi dua kata yang muncul secara berurutan dalam teks. Oleh karena itu, kata atau frasa yang muncul menunjukkan gabungan dua kata yang paling sering muncul di setiap kategori sentimen. Hasil visualisasi *word cloud* untuk sentimen positif dan negatif dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Word cloud sentimen positif dan negatif

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

Sementara itu, *word cloud* sentimen negatif didominasi oleh bigram seperti *description artifact*, *tool description*, *prompt system*, *edge case*, dan *crazy web*. Kemunculan bigram tersebut menunjukkan bahwa percakapan bernada negatif lebih banyak berkaitan dengan aspek teknis penggunaan Claude Design, seperti penyusunan prompt, keluaran yang dihasilkan sistem (*artifact*), serta pengalaman pengguna ketika berinteraksi dengan fitur tertentu. Temuan ini menunjukkan bahwa sebagian pengguna masih mengeluhkan batasan atau masalah yang mereka temui saat menggunakan Claude Design.

Secara keseluruhan, hasil *word cloud* menunjukkan perbedaan karakteristik antara kedua kategori sentimen. Sentimen positif cenderung berfokus pada pemanfaatan fitur dan manfaat yang diperoleh pengguna dari Claude Design, sedangkan sentimen negatif lebih banyak berkaitan dengan kendala penggunaan dan pengalaman pengguna saat berinteraksi dengan sistem. Temuan ini mendukung hasil pelabelan sentimen sebelumnya yang menunjukkan bahwa opini positif terhadap Claude Design lebih dominan dibandingkan opini negatif.

Hasil penelitian ini mendukung penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa penggunaan VADER untuk analisis sentimen, TF-IDF untuk representasi fitur, dan SVM sebagai algoritma utama dapat bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan teks dari media sosial. Penelitian Sunarko dkk. [6] menunjukkan bahwa menggabungkan VADER dengan SVM berdampak positif dalam mengenali perasaan pengguna di platform X. Sementara itu, Ramadhan dan Budiman [7] melaporkan bahwa dengan mengintegrasikan VADER, TF-IDF, dan SVM, hasil klasifikasi sentimen pada data media sosial berjalan cukup baik. Temuan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan menggunakan VADER dan SVM masih bisa diterapkan untuk berbagai topik penelitian yang berasal dari platform X.

Hasil penilaian dalam penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi mencapai 82,29%, presisi 81%, recall 82%, dan skor F1 sebesar 82%. Meskipun penelitian ini tidak membandingkan langsung berbagai algoritma klasifikasi, hasilnya menunjukkan bahwa gabungan VADER, TF-IDF, dan SVM mampu memberikan klasifikasi sentimen yang konsisten pada data yang berkaitan dengan Claude Design. Hasil ini sesuai dengan penelitian Rosandi dkk. [9] yang menunjukkan bahwa SVM adalah salah satu algoritma yang bisa memberikan hasil yang cukup baik dalam menganalisis sentimen terkait teknologi AI generatif.

Hasil performa yang berbeda dibandingkan penelitian sebelumnya mungkin dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti karakteristik dataset, cara distribusi sentimen, jumlah data yang digunakan, dan topik yang dianalisis. Penelitian ini menggunakan data yang diunggah terkait Claude Design, dimana mayoritas memiliki sentimen positif, yaitu sebanyak 1.152 data positif dan 286 data negatif. Ketidakseimbangan dalam distribusi kelas tersebut bisa mengganggu kemampuan model dalam mengenali sentimen negatif secara tepat. Selain itu, pembicaraan mengenai teknologi AI generatif sering kali menggunakan istilah-istilah teknis, konteks desain, serta berbagai macam cara pengguna menyampaikan ekspresi yang berbeda dibandingkan dengan topik analisis sentimen pada penelitian sebelumnya.

5 Kesimpulan

Penelitian ini menggunakan teknik VADER, TF-IDF, dan SVM untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap Claude Design di platform X. Dari 2.000 titik data yang dikumpulkan, proses pelabelan sentimen menggunakan VADER menghasilkan 1.152 kata positif, 562 netral, dan 286 negatif. Setelah menghapus kata netral, diperoleh dataset akhir yang berisi 1.438 data untuk proses klasifikasi biner. Tahap pra-pemrosesan berhasil membersihkan dan menata data, sehingga siap untuk ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM memiliki tingkat akurasi sebesar 82,29%. Selain itu, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing mencapai 81%, 82%, dan 82%. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan VADER untuk pelabelan otomatis, TF-IDF untuk representasi fitur, dan SVM untuk klasifikasi terbukti efektif dalam menentukan sentimen pengguna di media sosial. Analisis terhadap persepsi pengguna menunjukkan bahwa sebagian besar orang memiliki pandangan positif mengenai Claude Design, yang mencakup 80,1% dari data yang dikumpulkan. Mayoritas pengguna menyukai fitur dan kemampuan yang ditawarkan oleh Claude Design.

Analisis *word cloud* menunjukkan bahwa perasaan positif muncul dari kata-kata yang berkaitan dengan fitur, kreativitas, dan produktivitas. Di sisi lain, perasaan negatif dikaitkan dengan masalah

dalam penggunaan sistem, *prompt*, serta hasil yang diperoleh. Temuan ini menunjukkan hal-hal yang disukai atau tidak disukai oleh pengguna, sehingga bisa menjadi bahan pertimbangan dalam menyempurnakan fitur AI desain di masa depan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan model klasifikasi sentimen yang memiliki performa baik, tetapi juga memberikan pemahaman mengenai persepsi pengguna terhadap Claude Design berdasarkan data yang diperoleh dari media sosial.

Untuk penelitian selanjutnya, dapat dilakukan perbandingan dengan metode pelabelan sentimen lainnya maupun algoritma klasifikasi berbasis *deep learning* dan *transformer* guna memperoleh performa yang lebih optimal serta memahami sentimen pengguna secara lebih mendalam.

Referensi

- [1] J. Guo, Y. Yin, L. Sun, and L. Chen, “Empirical Study of Problem-solution Co-evolution in Human-GAI Collaborative Conceptual Design,” *DRS2024 Proc.*, No. 2024, pp. 23–28, 2024, DOI: 10.21606/drs.2024.983.
- [2] B. Song, Q. Zhu, and J. Luo, “Human-AI Collaboration by Design,” *Proc. Des. Soc.*, Vol. 4, pp. 2247–2256, 2024, DOI: 10.1017/pds.2024.227.
- [3] M. M. Choudhury, B. Eisenbart, and B. Kuys, “Artificial Intelligence (AI) in the Design Process – a Review and Analysis on Generative AI Perspectives,” *Proc. Des. Soc.*, Vol. 5, pp. 631–640, 2025, DOI: 10.1017/pds.2025.10077.
- [4] A. Schwarz and W. W. Chin, “Information Technology Acceptance: Construct Development and Empirical Validation,” *Int. J. Inf. Manage.*, Vol. 78, No. May, p. 102810, 2024, DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2024.102810.
- [5] M. K. Chandan and S. Mandal, “A Comprehensive Survey on Sentiment Analysis : Framework , Techniques , and Applications,” *Comput. SCI. Rev.*, Vol. 58, No. September 2024, p. 100777, 2025, DOI: 10.1016/j.cosrev.2025.100777.
- [6] P. Sunarko, A. Bijaksana, P. Negara, and R. Septiriana, “Perbandingan Klasifikasi Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes menggunakan Labeling VADER dan Lexicon based pada Tweets Bahasa Indonesia dan Bahasa Inggris,” *J. Apl. dan Ris. Inform.*, Vol. 03, No. 1, pp. 9–19, 2024, DOI: 10.26418/juara.v3i1.86468.
- [7] M. R. Ramadhan and K. Budiman, “METHOD Sentiment Analysis of Presidential Candidates in 2024 : A Comparison of the Performance of Support Vector Machine and Random Forest with N-Gram Method,” *Recursive J. Informatics*, Vol. 3, No. 1, pp. 34–42, 2025, DOI: 10.15294/rji.v3i1.8385.
- [8] 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: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2511>.
- [9] R. Rosandi, A. I. Febrianto, A. A. Gibran, W. Bismi, I. Kurniawati, and R. Fahlapu, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Penggunaan Gemini AI dengan Metode Machine Learning,” *Djtechno J. Teknol. Inf.*, Vol. 6, No. 3, pp. 1105–1118, 2025, DOI: 10.46576/djtechno.
- [10] S. R. Putri, M. Arifin, and Supriyono, “Analisis Sentimen Publik terhadap Nadiem Makarim sebagai Mendikbudristek menggunakan Support Vector Machine (SVM),” *Sist. J. Sist. Inf.*, Vol. 14, No. 2, pp. 826–834, 2025, DOI: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i2.5067>.
- [11] R. Sinaga, Iham F. Ashari, and W. Yulita, “Analisis Sentimen Kemendikbud menggunakan Vader dan RBF, Polynomial, Linier Kernel SVM berbasis Binary Particle Swarm Optimization,” *Sist. J. Sist. Inf.*, Vol. 13, No. 3, pp. 851–863, 2024, DOI: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i3.2186>.
- [12] J. Rueger, W. Dolfmsma, and R. Aalbers, “Mining and Analysing Online Social Networks: Studying the Dynamics of Digital Peer Support,” *Methods X*, Vol. 10, No. August 2022, p. 102005, 2023, DOI: 10.1016/j.mex.2023.102005.
- [13] M. Rodríguez-Ibáñez, A. Casáñez-Ventura, F. Castejón-Mateos, and P. M. Cuenca-Jiménez, “A Review on Sentiment Analysis from Social Media Platforms,” *Expert Syst. Appl.*, Vol. 223, No. August 2022, 2023, DOI: 10.1016/j.eswa.2023.119862.

- [14] N. Motta, A. Claudia, M. De Souza, C. Marcelo, C. Mario, and D. O. Rodrigues, “*Empirical Evaluation of Preprocessing and Balancing Techniques Impact Across Algorithm-Vectorizer Combinations in Sentiment Classification*,” *An. do Simpósio Bras. Tecnol. da Informação e da Ling. Humana*, Vol. 16, No. 1, pp. 502–511, 2025, DOI: <https://doi.org/10.5753/stil.2025.37850>.
- [15] V. Nurcahyawati and Zuriani Mustaff, “*Vader Lexicon and Support Vector Machine Algorithm to Detect Customer Sentiment Orientation*,” *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, Vol. 9, No. 1, pp. 109–119, 2023, DOI: <https://doi.org/10.20473/jisebi.9.1.108-118>.
- [16] P. Zakiyah, K. Umam, and A. A. Mahfudh, “*Public Opinion on the MBG Program : Comparative Evaluation of InSet and VADER Lexicon Labeling using SVM on Platform X*,” *J. Appl. Informatics Comput.*, Vol. 9, No. 6, pp. 3937–3944, 2025, DOI: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i6.9978>.
- [17] R. A. Pranata and N. A. Verdikha, “*Metode Pembobotan TF-IDF untuk Klasifikasi Teks Quick Count Pemilihan Wakil Presiden Indonesia 2024 pada X (Twitter) dengan Metode SVM*,” *J. Teknol. Inf. J. Keilmuan dan Apl. Bid. Tek. Inform.*, Vol. 18, No. 2, pp. 126–138, 2024, DOI: <https://doi.org/10.47111/jti.v18i2.14934>.
- [18] M. S. Amrullah, A. G. Putrada, M. N. Fauzan, and N. Alamsyah, “*ETLE Sentiment Analysis Performance Increasement with TF-IDF, MDI Feature Selection, and SVM*,” *Sist. J. Sist. Inf.*, Vol. 13, No. 4, pp. 1308–1318, 2024, DOI: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i4.2701>.
- [19] U. I. Arsyah, M. Pratiwi, and A. Muhammad, “*Twitter Sentiment Analysis of Public Space Opinions using SVM and TF-IDF Methods*,” *Indones. J. Comput. SCI.*, Vol. 13, No. 1, pp. 387–394, 2024, DOI: <https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i1.3594>.
- [20] I. S. Muharram and M. Faisal, “*Tweet Sentiment Classification Towards Mobile Services using Naive Bayes and Support Vector Machine*,” *J. KomtekInfo*, Vol. 12, No. 2, pp. 115–123, 2025, DOI: <https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v12i2.642>.