

Penerapan Analisis Sentimen di Media Sosial: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis

Sentiment Analysis on Social Media: A Comprehensive Systematic Literature Review

Salsa Queennya Ratna Siwi¹, Mufid Athooyaa*², Muhammad Nabel Al Fayed³, Fahturomi Anjar Septian⁴, Arief Arfriandi⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Semarang
e-mail: ¹salsaqueen063@students.unnes.ac.id, ²mufidathooyaa13@students.unnes.ac.id,
³muhammadnabel70@students.unnes.ac.id, ⁴anjargaming06@students.unnes.ac.id,
⁵arfriandi@mail.unnes.ac.id

Abstrak

Era digital dan media sosial menghasilkan volume data besar yang menghadirkan tantangan ganda: kebutuhan moderasi konten berbahaya dan peningkatan pengalaman pengguna melalui personalisasi. Penelitian ini bertujuan untuk meninjau pemanfaatan Sentiment Analysis berbasis Natural Language Processing (NLP) dalam mendukung moderasi konten dan sistem rekomendasi pada platform sosial. Penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan protokol PRISMA. Data diperoleh dari database Scopus, menghasilkan 14 artikel terpilih yang diterbitkan antara tahun 2020 hingga 16 September 2025. Hasil tinjauan menunjukkan bahwa model Deep Learning hibrida, seperti BiLSTM-CNN dan Transformer (BERT), mendominasi kinerja moderasi konten dengan akurasi di atas 90%, efektif mendeteksi hoaks, ujaran kebencian, dan sarkasme. Selain itu, integrasi analisis sentimen dalam sistem rekomendasi terbukti meningkatkan personalisasi dengan mendeteksi emosi dan kepribadian pengguna, serta menyaring konten toksik. Disimpulkan bahwa integrasi analisis sentimen bukan hanya sekadar fitur teknis, melainkan elemen strategis untuk menciptakan ekosistem digital yang lebih aman, terpercaya, dan personal.

Kata kunci—Natural Language Processing, Analisis Sentimen, Moderasi Konten, Sistem Rekomendasi, Tinjauan Literatur Sistematis

Abstract

The digital era and social media generate massive data volumes, presenting dual challenges: the need for harmful content moderation and enhancing user experience through personalization. This study aims to review the utilization of Natural Language Processing (NLP)-based Sentiment Analysis in supporting content moderation and recommendation systems on social platforms. This research employs a Systematic Literature Review (SLR) method following the PRISMA protocol. Data was sourced from the Scopus database, resulting in 14 selected articles published between 2020 and 16 September 2025. The review indicates that hybrid Deep Learning models, such as BiLSTM-CNN and Transformers (BERT), dominate content moderation performance with over 90% accuracy, effectively detecting hoaxes, hate speech, and sarcasm. Furthermore, integrating sentiment analysis into recommendation systems

is proven to enhance personalization by detecting user emotions and personality, as well as filtering toxic content. It is concluded that integrating sentiment analysis is not merely a technical feature but a strategic element for creating a safer, more trustworthy, and personalized digital ecosystem

Keywords—*Natural Language Processing, Sentiment Analysis, Content Moderation, Recommendation Systems, Systematic Literature Review*

1. PENDAHULUAN

Era digital ditandai oleh perkembangan pesat media sosial yang menghasilkan data dalam jumlah besar (*Big Data*) dan membentuk jaringan sosial daring (*Online Social Networks/OSN*) yang kompleks, [1]. Analisis data jaringan sosial (*Social Network Analysis/SNA*) telah menjadi disiplin ilmu yang krusial untuk mengetahui ilmu mengenai interaksi, perilaku, dan pola penyebaran informasi dalam sistem sosial ini. Salah satu komponen terpenting dari analisis ini adalah pemanfaatan konten tekstual yang dihasilkan pengguna, seperti unggahan dan komentar.

Di tengah derasnya arus informasi ini, tantangan ganda muncul, yaitu (1) kebutuhan mendesak untuk memoderasi konten berbahaya seperti kesalahan mendapat informasi, ujaran kebencian, dan *cyberbullying* [2], [3] serta (2) upaya untuk meningkatkan pengalaman pengguna (*User Experience/UX*) melalui personalisasi dan rekomendasi yang lebih cerdas [4]. Volume data yang tinggi dan kecepatan penyebarannya membuat moderasi konten manual menjadi tidak efisien [5]. Oleh karena itu, *Natural Language Processing* (NLP) berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) telah muncul sebagai solusi utama untuk otomatisasi [6].

NLP, khususnya melalui teknik analisis sentimen (*sentiment analysis*) dan deteksi emosi (*emotion detection*), memungkinkan mesin untuk memahami persepsi, pikiran, dan keyakinan manusia dari konten tekstual yang tidak terstruktur [7]. Berbagai penelitian telah menunjukkan efektivitas analisis sentimen dalam memahami opini publik di media sosial, seperti pada platform Twitter, dengan menggunakan algoritma seperti Support Vector Machine (SVM) yang mampu mencapai akurasi hingga 98,67% [8], serta metode Vector Space Model yang terbukti efektif dalam mengklasifikasi sentimen dengan tingkat akurasi positif mencapai 51,6% [9]. Model *Deep Learning* (DL), terutama berbasis Transformer seperti BERT dan DistilBERT, telah menunjukkan kinerja superior dalam berbagai tugas, termasuk deteksi berita palsu dengan akurasi mencapai lebih dari 99% [5], identifikasi ujaran kebencian dan *cyberbullying* [2], [3], serta analisis sentimen untuk sistem rekomendasi yang adaptif [6], [10].

Penelitian terdahulu telah menggarisbawahi bahwa NLP/DL berbasis Transformer merupakan fondasi untuk memahami dan memoderasi konten media sosial [2], [5], [6]. Namun, sebagian besar studi berfokus secara eksklusif pada moderasi konten atau peningkatan pengalaman pengguna, tetapi jarang menyajikan tinjauan yang mengintegrasikan secara komparatif peran *sentiment analysis* sebagai pilar kunci yang mendukung kedua fungsi penting tersebut secara simultan. Selain itu, meskipun kebutuhan akan analisis multimodal dan tantangan skalabilitas *Big Data* telah diakui [1], sintesis mengenai model *sentiment analysis* DL yang sepenuhnya teruji dan terimplementasi untuk konteks multimodal dalam skala *Big Data* masih terbatas dan menjadi tantangan terbuka [7].

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyajian sintesis komparatif yang integratif antara peran analisis sentimen dalam moderasi konten dan sistem rekomendasi yang sebelumnya jarang ditinjau secara bersamaan dalam satu kerangka sistematis. Berbeda dengan tinjauan literatur sebelumnya yang cenderung berfokus pada satu domain secara eksklusif [2],

[5], [6], penelitian ini memetakan secara komprehensif bagaimana model-model DL berbasis Transformer dan arsitektur hibrida memberikan kontribusi ganda, yaitu (1) sebagai mekanisme defensif untuk memoderasi konten berbahaya dan (2) sebagai elemen proaktif untuk personalisasi pengalaman pengguna. Selain itu, penelitian ini mengidentifikasi kesenjangan implementasi terkait evaluasi holistik yang mengukur dampak terhadap kesejahteraan pengguna, skalabilitas pada Big Data multimodal, serta tantangan etika dan privasi sebagai aspek yang belum mendapat perhatian memadai dalam literatur sebelumnya [1], [7]. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menyajikan model dan metrik kinerja teknologi terkini, tetapi juga memberikan pemetaan penelitian masa depan yang menekankan pentingnya pendekatan berpusat pada manusia dalam pengembangan sistem AI untuk platform sosial.

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini dirancang untuk menjawab dia pertanyaan penelitian (*Research Question/RQ*) berikut.

RQ1 : Bagaimana kinerja teknik NLP dan model DL dalam mendukung moderasi konten pada platform web sosial, khususnya untuk mendeteksi misinformasi, ujaran kebencian, *cyberbullying*, dan konten berbahaya lainnya?

RQ2 : Bagaimana analisis sentimen berbasis NLP dapat diintegrasikan ke dalam sistem rekomendasi untuk meningkatkan personalisasi dan pengalaman pengguna (*User Experience*) di platform media sosial?

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan meninjau pemanfaatan analisis sentimen berbasis NLP pada platform web sosial dalam dua domain vital, yaitu (1) mendukung moderasi konten, termasuk deteksi misinformasi, ujaran kebencian, dan *cyberbullying* serta (2) meningkatkan pengalaman pengguna melalui pengembangan sistem rekomendasi berbasis sentimen. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi teoretis berupa sintesis komprehensif mengenai kontribusi sentiment analysis dalam kedua domain aplikasi tersebut, serta manfaat praktis berupa rekomendasi model state-of-the-art untuk pengembang platform dan pembuat keputusan bisnis dalam merancang strategi moderasi dan personalisasi yang lebih efektif.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *Systematic Literature Review* (SLR), yaitu pendekatan penelitian berbasis bukti yang bertujuan mengidentifikasi, mengevaluasi, dan mensintesis semua penelitian relevan secara sistematis dan objektif untuk menjawab pertanyaan penelitian yang spesifik [11], [12].

Berbeda dengan tinjauan pustaka tradisional, SLR mengikuti protokol ketat dan transparan untuk meminimalkan bias serta memastikan temuan yang komprehensif dan dapat diandalkan [13], [14]. Pendekatan ini memungkinkan peneliti mengidentifikasi tren, kesenjangan penelitian, dan area yang membutuhkan investigasi lebih lanjut dalam domain tertentu.

Untuk memastikan transparansi, objektivitas, dan replikasi dalam proses tinjauan pustaka, penelitian ini mengadopsi kerangka kerja Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) [12]. PRISMA adalah panduan berbasis bukti yang terdiri dari daftar periksa dan diagram alur yang dirancang untuk membantu penulis melaporkan tinjauan sistematis secara lengkap dan jelas. Penggunaan PRISMA memfasilitasi pelaporan terstruktur dari setiap tahapan tinjauan, mulai dari identifikasi artikel hingga seleksi akhir, sehingga meningkatkan kualitas dan kepercayaan terhadap hasil tinjauan.

2.1 Identifikasi dan Seleksi Studi Literatur

Proses pencarian literatur dilakukan pada database ilmiah Scopus yang dipilih karena reputasinya dalam menerbitkan penelitian berkualitas tinggi di bidang ilmu komputer, kecerdasan buatan, dan ilmu sosial komputasi. Strategi pencarian kata kunci dirancang secara

cermat untuk mencakup semua aspek pertanyaan penelitian dengan kombinasi kata kunci sebagai berikut.

TITLE-ABS-KEY(("Natural Language Processing" OR NLP OR "text mining" OR "language model" OR "transformer" OR "BERT" OR "LLM") AND ("sentiment analysis" OR "sentiment classification" OR "opinion mining" OR "sentiment detection") AND ("social media" OR "social network" OR "online platform" OR "Twitter" OR "Facebook" OR "Instagram" OR "TikTok") AND ("content moderation" OR "fake news" OR "hoax" OR "hate speech" OR "cyberbullying" OR "recommendation system" OR "recommender system"))

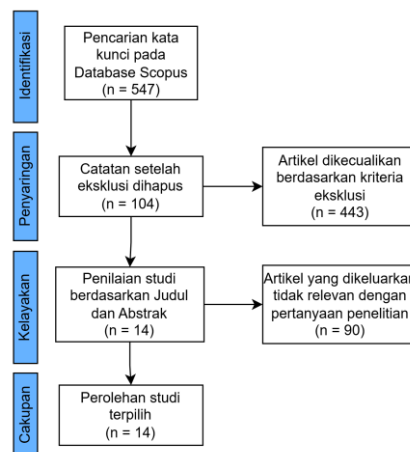
Proses pencarian literatur dilakukan pada tanggal 16 September 2025 melalui database SCOPUS. Batasan periode publikasi ditetapkan dari tahun 2020 hingga 16 September 2025 untuk memastikan artikel yang ditinjau mencakup perkembangan terkini hingga waktu pengambilan data, sekaligus mengakomodasi kemungkinan publikasi artikel baru hingga akhir tahun 2025 yang belum terindeks pada saat pencarian dilakukan.

Artikel yang diperoleh kemudian disaring berdasarkan kriteria inklusi yang ditetapkan pada Tabel 1. Kriteria inklusi meliputi artikel yang diterbitkan dalam periode 2020-2025, berbahasa Inggris, bertipe artikel jurnal, memiliki akses terbuka, dan bersumber dari jurnal bereputasi. Penyaringan dilakukan untuk memastikan studi yang ditinjau tetap relevan dengan kebutuhan penelitian.

Tabel 1. Kriteria Inklusi Studi Literatur

Kriteria	Deskripsi	Inklusi
Periode	Artikel yang diterbitkan dalam rentang waktu tertentu untuk memastikan relevansi dengan perkembangan terkini.	2020- 16 September 2025
Bahasa	Bahasa yang digunakan dalam artikel agar dapat dipahami dan dianalisis secara konsisten.	Bahasa Inggris
Tipe Literatur	Jenis dokumen ilmiah yang ditinjau dalam penelitian ini.	Artikel
Aksesibilitas	Ketersediaan artikel secara publik untuk mendukung transparansi dan replikasi penelitian.	Akses Terbuka
Tipe Sumber	Sumber publikasi yang digunakan untuk menjamin kualitas dan kredibilitas informasi.	Jurnal

Artikel yang telah tersaring selanjutnya dievaluasi berdasarkan judul dan abstrak. Proses evaluasi dibagi kepada beberapa peneliti untuk mempercepat proses, diantaranya penulis pertama mengevaluasi artikel terbitan tahun 2025, penulis kedua mengevaluasi artikel tahun 2022-2023, penulis ketiga mengevaluasi artikel tahun 2023-2024, dan penulis keempat mengevaluasi artikel tahun 2020-2021. Dari 104 artikel yang memenuhi kriteria inklusi, diperoleh 14 artikel terpilih untuk dilakukan peninjauan lebih lanjut dalam rangka menjawab pertanyaan penelitian. Secara umum, proses seleksi artikel untuk tinjauan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Proses Seleksi Artikel Menggunakan Pedoman PRISMA

2. 2 Ekstraksi Data

Setiap studi terpilih melalui tahap ekstraksi data dengan mengacu pada dua pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan sebelumnya. Pertanyaan penelitian pertama difokuskan pada pemanfaatan algoritma NLP dalam mendukung moderasi konten, khususnya dalam menjaga platform dari penyebaran konten negatif. Pertanyaan penelitian kedua menyoroti penerapan analisis sentimen dalam sistem rekomendasi berbasis sentimen untuk meningkatkan personalisasi dan pengalaman pengguna.

Proses analisis data dilakukan secara kualitatif deskriptif melalui teknik content analysis dengan menelaah temuan utama, pendekatan metode, serta konteks penerapan dari setiap studi. Data dari masing-masing artikel dikodekan berdasarkan kesesuaian dengan dua fokus utama penelitian: moderasi konten dan sistem rekomendasi berbasis sentimen. Selanjutnya, hasil analisis dibandingkan dan disintesis untuk mengidentifikasi pola, kesamaan, serta perbedaan pendekatan antar studi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pencarian literatur dilakukan melalui beberapa tahapan sesuai dengan pedoman PRISMA. Pada tahap identifikasi awal, sejumlah artikel yang relevan berhasil ditemukan. Selanjutnya dilakukan proses penyaringan berdasarkan judul dan abstrak, kemudian dilanjutkan dengan tahap penilaian kelayakan melalui pembacaan teks lengkap. Setelah seluruh tahapan tersebut, sebanyak 14 artikel dinyatakan memenuhi kriteria dan terinklusi dalam tinjauan sistematis ini. Literatur yang terinklusi digunakan untuk menjawab pertanyaan penelitian yang sudah dirancang.

3. 1 Evaluasi Kinerja NLP untuk Moderasi Konten pada Platform Web Sosial

Bagian ini mengevaluasi kinerja teknik Natural Language Processing (NLP) dan Sentiment Analysis untuk moderasi konten pada platform web sosial, berdasarkan sintesis literatur terpilih. Pemanfaatan AI dalam domain ini telah menunjukkan kemajuan yang signifikan, bertransformasi dari klasifikasi teks sederhana menjadi sistem cerdas yang mampu mendeteksi hoaks, ujaran kebencian, dan cyberbullying. Dengan memanfaatkan arsitektur Deep Learning yang canggih, sistem kini mampu memproses data tekstual skala besar untuk mengidentifikasi pola linguistik dan emosional yang mengindikasikan perilaku berbahaya.

Kemajuan terkini dalam algoritma Deep Learning hibrida telah membuktikan efektivitas tinggi dalam tugas klasifikasi yang kompleks seperti deteksi berita palsu (fake news). Sebagai contoh, model hibrida BiLSTM-CNN berhasil mencapai akurasi 91.6% pada dataset FakeNewsNet. Kinerja ini secara signifikan mengungguli metode pembelajaran mesin

tradisional seperti Random Forest (74.8%) dan Naive Bayes (78.1%), serta model CNN standar (85.2%) [15]. Keunggulan model ini terletak pada kemampuannya mengekstrak fitur sekuensial dan spasial secara bersamaan. Selain akurasi klasifikasi, analisis pola narasi juga penting; studi menggunakan topic modeling (LDA) yang dikombinasikan dengan VADER berhasil memetakan bahwa penyebaran teori konspirasi dan hoaks didominasi oleh sentimen negatif yang agresif [16]. Namun, deteksi hoaks sering terkendala oleh sarkasme. Rujukan [17] menekankan bahwa kegagalan mendeteksi sarkasme adalah penyebab utama false positives, sehingga mereka mengusulkan model berbasis Autoencoder (LSTM+BERT) yang secara spesifik menargetkan fitur sarkastik untuk meminimalkan kesalahan deteksi.

Di sisi lain, tantangan utama dalam menangani konten ofensif seperti cyberbullying adalah mendeteksi emosi implisit dan bahasa non-standar. Studi terbaru menyoroti bahwa deteksi emosi berbasis teks (seperti marah atau jijik) sangat krusial untuk memahami umpan balik di media sosial yang mengandung slang atau sarkasme [18]. Untuk mengatasi kompleksitas ini, arsitektur Attention Mechanism-based BiLSTM-GRU yang diperkuat representasi BERT diusulkan. Model ini mencapai akurasi luar biasa sebesar 99.13% dengan skor F1 mencapai 99.06% pada dataset media sosial [19]. Tingginya skor F1 membuktikan efektivitas mekanisme atensi dalam memfokuskan bobot komputasi pada kata kunci sarkastik. Senada dengan hal tersebut, pendekatan Feature Ensemble pada CNN juga terbukti efektif meningkatkan akurasi klasifikasi pada tweet yang mengandung fuzzy sentiment (sentimen samar), mengatasi ambiguitas yang sering gagal ditangani model standar [20].

Selanjutnya, efektivitas model moderasi juga sangat dipengaruhi oleh karakteristik bahasa. Pada bahasa sumber daya rendah (*low-resource*) seperti Urdu, metode klasik Random Forest (RF) menunjukkan kinerja yang sangat *robust*, mencatatkan akurasi 99.0% dengan Precision 0.97 dan *recall* 0.99 pada *Urdu Toxicity Corpus* [21]. Metrik *recall* yang hampir sempurna ini sangat krusial dalam moderasi untuk memastikan tidak ada ujaran kebencian yang lolos. Namun, pada bahasa campuran seperti Roman Urdu, terdapat *trade-off*. Meskipun model SVM mencapai akurasi 86.65%, model Neural Network lebih disukai karena menawarkan *recall* yang lebih tinggi (85.93%) [22]. Validitas metode Neural Network (khususnya RNN) dalam menangani teks tidak terstruktur juga didukung oleh studi lintas domain pada farmakovigilans, di mana model Enhanced RNN (ERNN) sukses mendeteksi sentimen dari ulasan media sosial yang sangat noisy [23].

Tren penelitian terkini juga mengarah pada integrasi fitur psikologis dan pemantauan waktu nyata. *Model Multi-Task Learning* (MTL) yang melatih sistem untuk mendeteksi ujaran kebencian dan emosi secara simultan terbukti meningkatkan akurasi dibandingkan model tugas tunggal [24]. Lebih jauh lagi, model PIMTABSA yang menggabungkan analisis sentimen dengan profil kepribadian pengguna (*Big Five*) berhasil mencapai skor F1 79.78% pada data Twitter. Ini memungkinkan deteksi yang lebih personal dan kontekstual [25]. Dari sisi implementasi praktis, sistem pemantauan real-time berbasis leksikon kini mampu menyaring sentimen negatif lintas platform (Twitter, YouTube, Facebook) melalui fitur scraping otomatis [26]. Menariknya, pendekatan moderasi juga mulai bergeser ke arah positif. Studi [27] menggunakan Transformer (ROBERTA) untuk mendeteksi "bahasa sopan" (*respectful language*) yang bertujuan memberikan gratifikasi pada interaksi positif alih-alih hanya menghukum konten negatif.

Ringkasan data kinerja metode-metode yang dibahas dalam tinjauan ini disajikan secara rinci pada Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan Komprehensif Kinerja Metode NLP

Ref.	Metode/ Arsitektur Utama	Fokus Aplikasi	Hasil Kinerja Utama (Metrik Terukur)
[20]	CNN + Feature Ensemble	Sentimen Samar (Fuzzy)	Peningkatan akurasi signifikan pada data noisy
[27]	ROBERTA (Transformer)	Deteksi Bahasa Sopan	Layak (Feasible) untuk sistem gratifikasi

Penerapan Analisis Sentimen di Media Sosial: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis

[17]	Autoencoder (LSTM+BERT)	Sarkasme untuk Hoaks	Reduksi false positives pada berita palsu
[26]	Enhanced RNN (ERNN)	Deteksi Reaksi Obat	Validasi keandalan RNN pada teks tidak terstruktur
[23]	Hybrid BiLSTM-CNN	Deteksi Berita Palsu	Acc: 91.6% (vs NB: 78.1%, RF: 74.8%)
[15]	SVM & Neural Networks	Sentimen Roman Urdu	SVM (Acc: 86.65%); RNN (Recall: 85.93%)
[22]	AM-BLSTM-GRU + BERT	Sarkasme & Cyberbullying	Acc: 99.13%; F1-Score: 99.06%
[19]	Random Forest (RF)	Toksitas Bahasa Urdu	Acc: 99.0%; Prec: 0.97; Recall: 0.99
[21]	LDA Topic Modeling	Narasi Konspirasi	Identifikasi pola sentimen negatif agresif
[16]	BERT + LSTM (PIMTABSA)	Sentimen & Kepribadian	F1: 79.78% (Twitter); 88.80% (Lainnya)
[18]	Deep Learning (Emotion)	Deteksi Emosi Implisit	Efektif menangani bahasa slang/non-standar
[24]	Multi-Task Learning (MTL)	Ujaran Kebencian & Emosi	Peningkatan akurasi via deteksi simultan
[28]	ML + Lexicon Scraping	Moderasi Real-time	Monitoring lintas platform (FB/YT/TW)

3. 2 Analisis Sentimen NLP untuk Optimasi Sistem Rekomendasi

Bagian ini mengevaluasi pemanfaatan teknik analisis sentimen berbasis NLP untuk meningkatkan pengalaman pengguna melalui sistem rekomendasi pada platform web sosial. Berbeda dengan fokus moderasi konten yang bersifat defensif, aplikasi analisis sentimen untuk sistem rekomendasi bertujuan proaktif dalam meningkatkan komitmen, personalisasi, dan kepuasan pengguna melalui berbagai pendekatan metodologis yang dapat diadaptasi untuk mengembangkan sistem yang lebih cerdas dan sadar konteks.

Pendekatan fundamental dalam mengintegrasikan analisis sentimen untuk sistem rekomendasi adalah *Feature-Enhanced Sentiment Filtering* yang meningkatkan akurasi input data sebelum digunakan dalam algoritma rekomendasi. Salah satu penelitian mengimplementasikan *Feature Ensemble Model* dan CNN (*Convolutional Neural Network*) untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen tweet, menghasilkan input data yang lebih berkualitas bagi sistem rekomendasi [20]. Pemilihan algoritma yang tepat sangat mempengaruhi kinerja sistem. Penelitian menunjukkan bahwa *ensemble approaches* yang menggabungkan *multiple classifiers* meningkatkan *robustness* terhadap variasi input dan sentimen fuzzy pada platform media sosial.

Pendekatan krusial lainnya adalah *Linguistic Anomaly Detection* yang mengidentifikasi dan menangani kompleksitas bahasa informal di media sosial. Beberapa penelitian mengidentifikasi sarkasme sebagai tantangan fundamental yang merusak akurasi analisis sentimen, seperti kalimat "Luar biasa, rusak dalam sehari" mengandung kata-kata positif namun berkonteks negatif [17], [19].

Salah satu penelitian mengusulkan model *hybrid* yang menggabungkan LSTM-based *Autoencoder*, BERT, dan *Universal Sentence Encoder* (USE) untuk mendeteksi dan menyingkirkan komentar sarkastik yang awalnya diberi label positif, sehingga data ulasan yang digunakan oleh sistem rekomendasi menjadi jauh lebih bersih dan akurat [17]. Implikasi praktis dari temuan ini adalah bahwa sistem rekomendasi yang dibangun di atas data yang telah disaring dari anomali linguistik akan memberikan rekomendasi yang benar-benar relevan dan akurat kepada pengguna, meningkatkan kepercayaan terhadap sistem dan kepuasan pengguna secara keseluruhan. Penelitian lain melengkapi pendekatan ini dengan mengusulkan model BiLSTM dengan Word2Vec *embeddings* yang berhasil mencapai akurasi 89,3% dalam menganalisis sentimen, memastikan bahwa fondasi data untuk sistem rekomendasi memiliki keandalan tinggi [15].

Pendekatan kedua adalah *Emotion-Based Personalization* yang melampaui klasifikasi sentimen biner dengan deteksi emosi multi dimensi untuk menciptakan rekomendasi yang lebih personal dan kontekstual. Salah satu penelitian menunjukkan bahwa deteksi emosi digunakan dalam sistem untuk memahami perasaan pengguna secara lebih mendalam (*fine grained*) daripada sekadar klasifikasi positif atau negatif. Ini memungkinkan personalisasi berdasarkan kondisi emosional pengguna yang spesifik [18].

Pengembangan yang lebih signifikan ditunjukkan melalui model PIMTABSA (*Personality Influenced Multitask Aspect-Based Sentiment Analysis*) yang mengintegrasikan kepribadian pengguna berdasarkan model *Big Five* dengan analisis sentimen berbasis aspek [25]. Dengan melakukan multitask learning secara simultan antara sentimen dan kepribadian, model ini mencapai skor F1 88,80% dan peningkatan akurasi sebesar 5–7% dibandingkan model ABSA konvensional. Sistem ini memungkinkan penyesuaian rekomendasi konten yang lebih kontekstual, disesuaikan dengan kecenderungan emosional dan karakter individu pengguna, sehingga menambahkan dimensi psikologis yang mempengaruhi respons pengguna terhadap konten tertentu.

Penelitian lain menunjukkan bahwa model klasifikasi sentimen dapat diintegrasikan untuk menyaring dan merekomendasikan konten berdasarkan preferensi sentimen pengguna [22]. Pengembangan fitur yang menunjukkan "iklim sentimen" dari topik yang sedang tren membantu pengguna memahami suasana umum dari percakapan sebelum terlibat. Rekomendasi dapat dipersonalisasi untuk menghindari konten dengan sentimen negatif yang tinggi bagi pengguna yang menginginkan pengalaman media sosial yang lebih positif.

Pendekatan ketiga adalah *Content Safety dan Credibility Filtering* untuk memastikan pengalaman pengguna yang positif dan aman melalui sistem rekomendasi yang bertanggung jawab. Salah satu penelitian menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat membersihkan platform dari perilaku agresif dan konten berbahaya dengan menyaring konten toksik secara akurat menggunakan pengetahuan afektif (emosi/sentimen), sehingga platform dapat menciptakan lingkungan yang lebih aman dan nyaman bagi pengguna [24].

Penelitian lain mengembangkan pendekatan multi label *toxicity detection* yang dapat mendukung sistem dengan menyaring dan menampilkan konten yang lebih positif sesuai minat pengguna, serta meningkatkan kenyamanan interaksi di media sosial [21]. Pendekatan proaktif juga diimplementasikan dengan mempromosikan konten positif melalui deteksi *respectful language* menggunakan ROBERTA. Implementasi ini mendemonstrasikan kelayakan sistem gratifikasi yang memberikan *reward* pada interaksi positif dan mendorong ekosistem platform yang lebih sehat [27].

Penelitian lain menunjukkan pentingnya menyaring konten berdasarkan kredibilitas. Analisis terhadap teori konspirasi pada media sosial mengungkap bahwa narasi dengan sentimen negatif cenderung menyebar lebih cepat dan memerlukan strategi penyaringan khusus untuk menghindari konten salah sasaran dalam rekomendasi [16]. Sistem rekomendasi yang memahami kredibilitas konten dapat lebih efektif dalam melindungi pengguna dari kesalahan informasi sambil memberikan rekomendasi yang bertanggung jawab.

Dari sisi implementasi teknis, mayoritas studi menggunakan *pipeline preprocessing* standar (*tokenization, stopword removal, dan text normalization*) untuk menangani bahasa informal di media sosial. Ekstraksi fitur berkembang dari TF-IDF hingga *word embeddings* (Word2Vec, GloVe) dan *contextual embeddings* (BERT dan USE) untuk menangkap makna kontekstual [15], [17], [20], [25]. Pemilihan algoritma bervariasi dari *Machine learning* klasik hingga *Deep Learning* (LSTM, CNN, dan BERT), dengan pemilihan arsitektur yang disesuaikan untuk menangani kompleksitas data spesifik.

Salah satu penelitian menggunakan *Feature Ensemble Model* dengan CNN untuk mengatasi *fuzzy sentiment* [20]. Penelitian lain menggabungkan LSTM Autoencoder dengan BERT dan USE untuk deteksi sarkasme [17]. Dalam konteks kesehatan, penelitian menggunakan *Enhanced Recurrent Neural Network* (ERNN) dengan teknik SMOTE untuk

balancing dataset [23] dan penelitian lain mengimplementasikan BiLSTM dengan Word2Vec untuk mencapai akurasi 89,3% [15].

Integrasi hasil analisis sentimen ke dalam profil pengguna dan item meningkatkan akurasi prediksi rekomendasi, di mana sentimen positif meningkatkan skor rekomendasi sementara sentimen negatif menurunkannya dengan *weighted adjustment* yang dapat disesuaikan. Salah satu penelitian menunjukkan aplikasi dalam konteks B2B dengan mengembangkan *knowledge-based recommender system* yang mengubah data teks kualitatif menjadi rekomendasi strategis dan mengidentifikasi aspek layanan spesifik yang perlu diperbaiki berdasarkan analisis sentimen ulasan pelanggan untuk memberikan rekomendasi tindakan bisnis yang dipersonalisasi [28].

Tantangan implementasi mencakup beberapa aspek penting. Pertama, kompleksitas bahasa informal (emoji, pergantian kode, ambiguitas) memerlukan *text normalization* dan *emoji sentiment lexicon* khusus. Kedua, skalabilitas dan *real-time processing* memerlukan arsitektur *big data* dan *incremental learning*. Ketiga, pengelolaan konteks dan sarkasme memerlukan *multi task learning* dan *attention mechanism*. Keempat, persoalan privasi dan etika memerlukan *federated learning* atau *differential privacy*.

Evaluasi sistem juga masih terbatas pada metrik akurasi teknis, sementara aspek kepuasan pengguna, relevansi yang dirasakan, ketepatan, keragaman, dan dampak jangka panjang terhadap kesejahteraan pengguna belum dieksplorasi secara mendalam. Literatur menunjukkan bahwa hanya satu penelitian yang secara eksplisit membangun dan mengevaluasi sistem rekomendasi berbasis sentimen secara menyeluruh [23], sementara mayoritas artikel berfokus pada peningkatan akurasi analisis sentimen tanpa menunjukkan integrasi langsung dengan algoritma rekomendasi.

Dari perspektif praktis, implementasi sistem rekomendasi berbasis sentimen dapat meningkatkan beberapa aspek pengalaman pengguna pada platform web sosial. Pertama, peningkatan komitmen rekomendasi yang memperhitungkan sentimen dapat meningkatkan Kepuasan pelanggan dan retensi. Konten yang lebih relevan dengan preferensi dan state emosional pengguna menghasilkan tingkat interaksi lebih tinggi, meningkatkan time spent dan frekuensi kunjungan ke platform.

Kedua, reduksi kelebihan informasi sistem rekomendasi berbasis sentimen dapat melakukan penyaringan yang lebih cerdas dengan memprioritaskan konten yang sesuai dengan topik minat dan emosi yang diinginkan pengguna pada konteks tertentu dan dapat menghasilkan *feed* yang lebih dipilih secara cermat dan mengurangi beban kognitif.

Ketiga, peningkatan kualitas interaksi sosial dimana dengan memahami sentimen pengguna terhadap berbagai topik, platform dapat merekomendasikan koneksi atau komunitas dengan penyesuaian sentimen, mendorong diskusi yang lebih konstruktif dan bermakna, atau menghindari rekomendasi yang berpotensi menimbulkan konflik dengan mendeteksi perbedaan sentimen signifikan antar pengguna. Perbandingan komprehensif dari keempat pendekatan integrasi sentiment analysis untuk sistem rekomendasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Pendekatan Analisis Sentimen untuk Sistem Rekomendasi

Pendekatan	Ref	Teknik Implementasi	Kontribusi dan Hasil Kerja
Feature-Enhanced Sentiment Filtering	[15], [20]	Feature Ensemble Model + CNN, BiLSTM + Word2Vec	Meningkatkan akurasi analisis sentimen. Hasil: Akurasi 89.3% menciptakan fondasi data yang andal
Linguistic Anomaly Detection	[17], [19]	LSTM-based Autoencoder + BERT + USE, CNN + NGD + BERT + AM-BLSTM-GRU	Mendeteksi dan menghilangkan sarkasme yang menyebabkan misklasifikasi sentimen. Hasil: Data ulasan lebih bersih dari anomali linguistik

Emotion-Based Personalization	[18], [25]	Deteksi emosi multi-kelas (LSTM, CNN, BERT); Analisis sentimen berbasis aspek + Big Five Personality Model	Menangkap state emosional pengguna secara granular. Hasil: F1-score 88,80%; peningkatan akurasi 5–7%
Sentiment Preference Filtering	[22]	Sentiment Classification Model dengan visualisasi iklim sentimen	Mengidentifikasi preferensi sentimen pengguna. Hasil: Pengguna dapat menghindari konten dengan sentimen tinggi
Content Safety & Toxicity Filtering (Multi-Stage)	[21], [24]	Multi-label Classification, Pre-trained LLM, Multi-stage Classification	Mendeteksi dan menyaring konten toksik. Hasil: Platform bebas dari konten toksik
Domain-Specific Recommendation (Healthcare)	[23]	Enhanced Recurrent Neural Network (ERNN) + SMOTE untuk balancing data	Menganalisis sentimen ulasan obat. Hasil: Rekomendasi obat aman untuk lansia dengan efek samping minimal
Respectful Language Detection & Promotion	[27]	ROBERTA Transformer; Klasifikasi bahasa hormat vs. ujaran kebencian	Mengidentifikasi dan mempromosikan interaksi positif dan respectful. Hasil: Sistem gratifikasi mendorong ekosistem platform yang lebih sehat
Multimodal Sentiment & Hate Speech Detection	[26]	BERT + Multimodal (text + image); Kombinasi NLP dan computer vision	Menganalisis sentimen dan mendeteksi hate speech. Hasil: Alat visualisasi dan analisis yang intuitif untuk pemangku kepentingan
Credibility & Conspiracy Theory Filtering	[16]	Topic Modeling + Sentiment Analysis; Iterative Framework untuk penyaringan konten	Mengidentifikasi narasi konspirasi dengan sentimen negatif tinggi yang cenderung menyebar cepat. Hasil: Penyaringan konten misinformasi
Domain-Specific Recommendation (B2B/Business)	[28]	Knowledge-based Recommender System; Feedback sentiment analysis	Mengubah feedback kualitatif pelanggan menjadi actionable business insights. Hasil: NPS improvement melalui rekomendasi strategis

Integrasi sepuluh pendekatan utama yang telah dijabarkan di atas menunjukkan bahwa *sentiment analysis* berbasis *NLP* tidak hanya berfungsi sebagai alat teknis untuk mengklasifikasikan teks, tetapi merupakan komponen strategis yang mengubah cara sistem rekomendasi berinteraksi dengan pengguna di platform web sosial. Konvergensi antara *feature-enhanced filtering* dengan akurasi tinggi, deteksi anomali linguistik yang mendalam, personalisasi berbasis emosi yang detail, penyaringan preferensi sentimen yang adaptif, deteksi bahasa sopan yang proaktif, *multimodal* analisis sentimen yang holistik, penyaringan keamanan konten yang komprehensif, penyaringan kredibilitas berbasis topik, dan rekomendasi khusus domain menunjukkan adanya ekosistem metodologi yang saling melengkapi untuk menciptakan pengalaman pengguna yang superior.

Temuan empiris dari berbagai penelitian mengindikasikan bahwa sistem yang mengintegrasikan *sentiment analysis* secara holistik tidak hanya meningkatkan akurasi prediksi rekomendasi sebesar 5–7%, tetapi juga menciptakan kepercayaan pengguna yang lebih kuat melalui transparansi emosional, mencegah kerusakan melalui filtrasi konten berbahaya dan kesalahan informasi, serta memfasilitasi pengalaman pengguna yang lebih bermakna dan personal. Namun, kesenjangan penelitian yang signifikan masih terlihat dalam hal evaluasi dari ujung ke ujung yang mengukur dampak holistik terhadap kesejahteraan pengguna, skalabilitas implementasi dalam pengaturan dunia nyata dengan volume data besar, dan etika penggunaan data sentimen pengguna untuk personalisasi rekomendasi yang sekaligus menghormati privasi pengguna.

4. KESIMPULAN

Tinjauan sistematis ini menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis *Natural Language Processing* (NLP) memiliki peran ganda yang efektif pada platform web sosial. Untuk moderasi konten, model *Deep Learning* berbasis Transformer dan arsitektur hibrida seperti BiLSTM-CNN dan *Attention Mechanism-based* BiLSTM-GRU berhasil mendeteksi berita palsu, ujaran kebencian, *cyberbullying*, dan sarkasme dengan akurasi konsisten di atas 90% melalui kemampuan mengekstrak fitur sekuensial dan spasial serta menangani bahasa informal. Sementara untuk meningkatkan pengalaman pengguna, analisis sentimen berkontribusi melalui berbagai pendekatan yang meliputi *Feature-Enhanced Sentiment Filtering*, *Linguistic Anomaly Detection*, *Emotion-Based Personalization* yang mengintegrasikan kepribadian pengguna dengan model *Big Five*, serta *Content Safety* dan *Credibility Filtering* yang menyaring konten toksik dan kesalahan informasi. Integrasi pendekatan-pendekatan ini terbukti meningkatkan akurasi prediksi rekomendasi sebesar 5–7% dan menciptakan ekosistem platform yang lebih sehat melalui peningkatan komitmen, reduksi kelebihan informasi, dan kualitas interaksi sosial yang lebih baik. Meskipun demikian, pendekatan-pendekatan tersebut masih memiliki keterbatasan, terutama terkait kompleksitas bahasa informal, skalabilitas pemrosesan real-time, kesulitan menangani konteks dan sarkasme, serta isu privasi dan etika. Selain itu, penelitian yang ada masih cenderung berfokus pada metrik teknis tanpa mengukur dampak terhadap kesejahteraan dan kepuasan pengguna secara menyeluruh.

5. SARAN

Penelitian di masa mendatang perlu mengembangkan model NLP yang lebih adaptif terhadap variasi bahasa informal dan mampu menangani konteks yang kompleks, termasuk ironi dan sarkasme. Pengembangan sistem juga perlu mempertimbangkan efisiensi komputasi agar dapat diimplementasikan secara real-time pada platform berskala besar. Selain itu, evaluasi kinerja tidak cukup berfokus pada akurasi teknis, tetapi harus mencakup dimensi psikologis, etis, dan kesejahteraan pengguna sehingga integrasi analisis sentimen benar-benar memberikan dampak positif jangka panjang. Terakhir, diperlukan pedoman etika dan mekanisme privasi yang kuat untuk memastikan bahwa penerapan analisis sentimen tetap selaras dengan perlindungan hak pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. S. Singh, S. Singh, K. Singh, V. Srivastava, dan H. K. Shakya, "Big Data Meets Social Networks: A Survey of Analytical Strategies and Research Challenges," *IEEE Access*, vol. 13, hal. 98668–98698, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3576143.
- [2] D. Gamal, M. Alfonse, S. M. Jiménez-Zafra, dan M. M. Aref, "Intelligent Multi-Lingual Cyber-Hate Detection in Online Social Networks: Taxonomy, Approaches, Datasets, and

- Open Challenges,” *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: 10.3390/bdcc7020058.
- [3] H. M. Raza Ur Rehman, M. Saleem, M. Z. Jhandir, E. Silva Alvarado, H. Garay, dan I. Ashraf, “Detecting hate in diversity: a survey of multilingual code-mixed image and video analysis,” *J. Big Data*, vol. 12, no. 1, 2025, doi: 10.1186/s40537-025-01167-w.
- [4] S. A. Anbaee Farimani, M. V. Vafaei Jahan, dan A. Milani Fard, “From Text Representation to Financial Market Prediction: A Literature Review,” *Inf.*, vol. 13, no. 10, 2022, doi: 10.3390/info13100466.
- [5] O. M. A. Bashaddadh, N. Omar, M. Mohd, dan M. N. A. Khalid, “Machine Learning and Deep Learning Approaches for Fake News Detection: A Systematic Review of Techniques, Challenges, and Advancements,” *IEEE Access*, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3572051.
- [6] R. Agrawal, M. Majumder, I. Yadav, N. Taneja, S. Hamdare, dan P. Hemnani, “Evaluating sentiment analysis models: A comparative analysis of vaccination tweets during the COVID-19 phase leveraging DistilBERT for enhanced insights,” *MethodsX*, vol. 14, 2025, doi: 10.1016/j.mex.2025.103407.
- [7] S. Kusal, S. S. Patil, K. V. Kotecha, R. Aluvalu, dan V. Varadarajan, “Ai based emotion detection for textual big data: Techniques and contribution,” *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.3390/bdcc5030043.
- [8] D. I. Mulyana dan N. Lutfianti, “Analisis Sentimen Dengan Algoritma SVM Dalam Tanggapan Netizen Terhadap Berita Resesi 2023,” *SISFOTENIKA*, vol. 13, no. 1, hal. 53–64, 2023.
- [9] S. Harlina, R. D. Lillikwatil, dan C. Susanto, “Perancangan Klasifikasi Sentimen Tweet Mengenai Covid-19 Pada Twitter Di Indonesia Dengan Metode Vector Space Model,” *SISFOTENIKA*, vol. 13, no. 1, hal. 102–112, 2023.
- [10] A. Naz, H. U. Khan, A. A. Bukhari, B. K. Alshemaimri, A. Daud, dan M. U. Ramzan, “Machine and deep learning for personality traits detection: a comprehensive survey and open research challenges,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 58, no. 8, 2025, doi: 10.1007/s10462-025-11245-3.
- [11] H. Snyder, “Literature review as a research methodology : An overview and guidelines,” *J. Bus. Res.*, vol. 104, no. March, hal. 333–339, 2019, doi: 10.1016/j.jbusres.2019.07.039.
- [12] D. Moher, A. Liberati, J. Tetzlaff, D. G. Altman, dan T. P. Group, “Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses : The PRISMA Statement,” vol. 6, no. 7, 2009, doi: 10.1371/journal.pmed.1000097.
- [13] A. Liberati *et al.*, “The PRISMA Statement for Reporting Systematic Reviews and Meta-Analyses of Studies That Evaluate Health Care Interventions : Explanation and Elaboration,” vol. 6, no. 7, 2009, doi: 10.1371/journal.pmed.1000100.
- [14] M. J. Page *et al.*, “The PRISMA 2020 statement : an updated guideline for reporting systematic reviews The PRISMA 2020 statement,” 2021.
- [15] K. Karnan dan L. R. A. Babu, “Text Mining and Natural Language Processing Frameworks for Enhanced Fake News Detection, Sentiment Analysis, and Automated Summarization in Social Media,” *Int. J. Basic Appl. Sci.*, vol. 14, no. 2, hal. 107–112, 2025, doi: 10.14419/hgj17c14.
- [16] G. Kant, L. Wiebelt, C. Weisser, K. Kis-Katos, M. Luber, dan B. Safken, “An iterative topic model filtering framework for short and noisy user-generated data: analyzing conspiracy theories on twitter,” *Int. J. Data Sci. Anal.*, vol. 20, no. 2, hal. 269–289, 2025, doi: 10.1007/s41060-022-00321-4.
- [17] D. K. Sharma, B. Singh, S. Agarwal, H. Kim, dan R. Sharma, “Sarcasm Detection over Social Media Platforms Using Hybrid Auto-Encoder-Based Model,” *Electron.*, vol. 11, no. 18, 2022, doi: 10.3390/electronics11182844.
- [18] E. Saquete, J. Zubcoff, Y. Gutiérrez, P. Martínez-Barco, dan J. Fernández, “Why are
-

- some social-media contents more popular than others? Opinion and association rules mining applied to virality patterns discovery,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 197, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.116676.
- [19] R. Dhumpati *et al.*, “Enhancing sarcasm detection in sentiment analysis for cyberspace safety using advanced deep learning techniques,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-08131-x.
- [20] H. Phan, T. van Cuong, N. T. Nguyen, dan D. Hwang, “Improving the Performance of Sentiment Analysis of Tweets Containing Fuzzy Sentiment Using the Feature Ensemble Model,” *IEEE Access*, vol. 8, hal. 14630–14641, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2963702.
- [21] A. Rashid, S. Mahmood, U. Inayat, dan M. F. Zia, “Urdu Toxicity Detection: A Multi-Stage and Multi-Label Classification Approach,” *AI*, vol. 6, no. 8, 2025, doi: 10.3390/ai6080194.
- [22] K. Asrar dan S. A. Ali, “Computational Linguistic Approach for Holistic User Behaviors Modeling Through Opinionated Data of Virtual Communities,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 16, no. 5, hal. 269–277, 2025, doi: 10.14569/IJACSA.2025.0160526.
- [23] T. Dewangan dan A. Vaishnav, “Analyzing medical images to detect adverse drug reactions and toxicity,” *J. Neonatal Surg.*, vol. 14, no. 1, hal. 519–524, 2025, doi: 10.52783/jns.v14.1571.
- [24] P. S. Gatora, S. E. Hosseini, S. Pervez, M. J. Iqbal, dan N. Shaukat, “Sentiment Analysis of Product Reviews Using Machine Learning and Pre-Trained LLM,” *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 8, no. 12, 2024, doi: 10.3390/bdcc8120199.
- [25] M. Priadarsini dan J. Akilandeswari, “PIMTABSA: A Personality influenced Multitask model for Aspect Based Sentiment Analysis using LSTM,” *J. Univers. Comput. Sci.*, vol. 31, no. 6, hal. 603–622, 2025, doi: 10.3897/jucs.129212.
- [26] T. T. X. Nguyen *et al.*, “Decoding Digital Discourse Through Multimodal Text and Image Machine Learning Models to Classify Sentiment and Detect Hate Speech in Race- and Lesbian, Gay, Bisexual, Transgender, Queer, Intersex, and Asexual Community–Related Posts on Social Media: Quantitative Study,” *J. Med. Internet Res.*, vol. 27, no. 1, 2025, doi: 10.2196/72822.
- [27] K. Fiok, W. Karwowski, E. Gutierrez-Franco, T. Liciaga, A. Belmonte, dan R. Capobianco, “Automated classification of evidence of respect in the communication through twitter,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 3, hal. 1–16, 2021, doi: 10.3390/app11031294.
- [28] A. Zubiaga dan P. Rosso, “Special issue on analysis and mining of social media data,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 10, 2024, doi: 10.7717/peerj-cs.1909.