

TINJAUAN SISTEMATIS LITERATUR: ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PERSEPSI PUBLIK TENTANG KECERDASAN BUATAN DI MEDIA SOSIAL

Fitrah Ali Akbar Setiawan, Rd. Nuraini Siti Fathonah
Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional
Jl. Sariasih No.54, Sarijadi, Kota Bandung
fitrahaliakbar@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini merupakan *systematic literature review* yang bertujuan untuk mengevaluasi dan mengidentifikasi model algoritma paling efektif dalam melakukan analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial. Meskipun banyak metode digunakan dalam analisis sentimen, masih terdapat tantangan seperti ketepatan klasifikasi dalam bahasa informal, deteksi ironi, serta dinamika opini yang berubah. Oleh karena itu, kajian sistematis ini diperlukan untuk menganalisis berbagai pendekatan analisis sentimen dalam memahami persepsi publik terhadap AI di media sosial. Sebanyak empat puluh sembilan artikel yang relevan dipilih dan dianalisis untuk menjawab tiga *research questions*, yaitu bagaimana proses dalam analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial sehingga dapat menghasilkan model berkinerja baik, metode pendekatan apa saja yang digunakan dalam penelitian analisis sentimen terhadap persepsi publik tentang Kecerdasan Buatan di media sosial, dan di antara metode-metode yang digunakan, manakah yang memiliki performa terbaik dalam melakukan analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial. Metode yang digunakan meliputi penentuan pertanyaan penelitian, strategi pencarian, kriteria inklusi dan eksklusi, serta pengumpulan data melalui proses review artikel untuk mencari jawaban atas ketiga *research questions*. Pada hasil kajian, ditemukan bahwa pendekatan *machine learning* dan *deep learning* adalah yang paling sering digunakan, dengan lima algoritma terbaik yaitu *Logistic Regression*, *XGBoost*, *GRU*, *BERT*, dan *Random Forest*.

Kata kunci : Kecerdasan Buatan, Analisis Sentimen, Persepsi Publik, Media Sosial, Tinjauan Sistematis

1. PENDAHULUAN

Kata kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) secara umum merujuk pada kemampuan sistem komputer untuk melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia, seperti pengenalan suara, pemahaman bahasa alami, pengambilan keputusan, dan pembelajaran dari data. AI dikembangkan untuk membantu manusia dalam menyelesaikan permasalahan kompleks dan mempercepat proses otomatisasi dalam berbagai sektor seperti kesehatan, pendidikan, hingga bisnis. Dalam perkembangannya, AI tidak hanya menjadi alat bantu teknis, namun juga subjek yang menimbulkan berbagai persepsi publik, mulai dari antusiasme terhadap manfaatnya hingga kekhawatiran atas potensi dampak sosial dan etis yang ditimbulkannya [1]. Saat ini, pembahasan seputar AI terus berkembang seiring pesatnya inovasi teknologi dan munculnya berbagai respons masyarakat yang tercermin melalui berbagai saluran komunikasi digital.

Media sosial merupakan salah satu platform komunikasi digital yang paling umum digunakan untuk menyampaikan opini publik. Platform seperti *Twitter*, *Facebook*, *Instagram*, *Reddit* dan lain sebagainya telah menjadi ruang terbuka bagi individu untuk mengekspresikan persepsi mereka terhadap isu-isu terkini, termasuk perkembangan teknologi AI. Setiap hari, jutaan unggahan yang mengandung opini, kritik, dukungan, atau kekhawatiran tentang AI beredar di media sosial secara bebas. Arus informasi dan opini yang dinamis ini mencerminkan keragaman pandangan masyarakat dan menjadi sumber data

penting bagi peneliti untuk mengkaji bagaimana publik memandang kecerdasan buatan dalam kehidupan sehari-hari [2]. Namun, mengingat banyaknya volume data dan ragam ekspresi bahasa di media sosial, diperlukan pendekatan sistematis untuk memahami dan mengelompokkannya secara efektif.

Salah satu pendekatan yang digunakan untuk menafsirkan data opini publik di media sosial adalah analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan metode untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini atau perasaan seseorang terhadap suatu topik berdasarkan data tekstual yang tersedia [3]. Dalam konteks media sosial, metode ini berguna untuk mendeteksi apakah opini masyarakat terhadap AI bersifat positif, negatif, atau netral. Teknik analisis sentimen melibatkan berbagai tahap, seperti pengumpulan data dari unggahan media sosial, proses pra-pemrosesan data, pemilihan fitur tekstual, serta penerapan algoritma *machine learning*, *deep learning*, atau pendekatan *NLP (Natural Language Processing)* [1]. Secara umum, proses analisis sentimen terhadap opini tentang AI di media sosial mencakup tahapan seperti ekstraksi data, normalisasi teks, pemilihan model klasifikasi, hingga evaluasi model berdasarkan akurasi, presisi, dan *recall* [4].

Meskipun banyak metode telah digunakan dalam analisis sentimen, masih terdapat tantangan seperti ketepatan klasifikasi dalam bahasa informal, deteksi ironi, serta dinamika opini yang berubah-ubah. Oleh karena itu, kajian sistematis diperlukan untuk menganalisis berbagai pendekatan analisis sentimen dalam memahami persepsi publik terhadap AI di media

sosial. Melalui *Systematic Literature Review (SLR)* ini, studi bertujuan untuk mengidentifikasi, menganalisis, dan membandingkan metode serta algoritma yang digunakan untuk analisis sentimen terhadap persepsi publik mengenai AI di media sosial. Penelitian ini akan mengevaluasi teknik pra-pemrosesan, metode, serta metrik evaluasi yang digunakan dalam studi-studi sebelumnya guna memberikan rekomendasi terbaik dalam konteks pemetaan persepsi publik terhadap kecerdasan buatan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian ini, terdapat dua teori utama yang digunakan pada analisis sentimen terhadap persepsi publik tentang kecerdasan buatan di media sosial, yaitu analisis sentimen dan media sosial. Kedua teori ini digunakan untuk memahami konteks dari penelitian ini sebelum masuk ke dalam tahap penelitian.

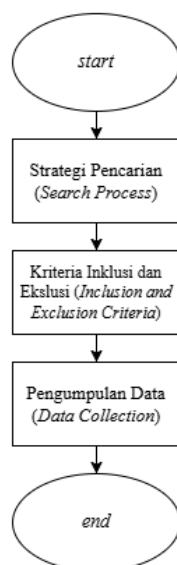
2.1. Analisis Sentimen

Secara umum, istilah “sentimen” (atau “opini”) menunjuk pada cara seseorang memandang sesuatu. Analisis sentimen sendiri berkaitan dengan kajian komputasional atas sentimen, emosi, opini, dan sikap terhadap suatu topik tertentu yang diekspresikan dalam teks atau media lain [5].

2.2. Media Sosial

Media sosial adalah platform microblogging yang memungkinkan pengguna memposting komentar dalam bahasa gaul dengan simbol, idiom, kata yang salah eja, dan kalimat sarkastik seperti Facebook, Instagram, Twitter, LinkedIn, Amazon, Flipkart, dan lain-lain [6].

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Diagram Alur SLR

Systematic Literature Review (SLR) merupakan salah satu jenis metode penelitian kepustakaan dimana

SLR menekankan proses pencarian yang dapat diikuti oleh peneliti lain. *SLR* merupakan upaya untuk membuat tinjauan *literature* yang seringkali subjektif menjadi lebih objektif untuk mengurangi bias penelitian [7]. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam membuat *Systematic Literature Review*.

3.1. Menentukan Pertanyaan Penelitian

Langkah pertama sekali yang dilakukan adalah menentukan pertanyaan dari penelitian yang dilakukan. Adapun beberapa pertanyaan penelitian yang diajukan pada penelitian ini antara lain sebagai berikut.

RQ1: Bagaimana proses dalam analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial sehingga dapat menghasilkan model yang berkinerja baik?

RQ2: Metode pendekatan apa saja yang digunakan dalam penelitian Analisis Sentimen terhadap persepsi publik tentang Kecerdasan Buatan di media sosial?

RQ3: Di antara metode-metode yang digunakan, manakah yang memiliki performa paling baik dalam melakukan analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial?

3.2. Strategi Pencarian (Search Process)

Langkah selanjutnya yang dilakukan adalah mengidentifikasi dan mengumpulkan literatur yang relevan dengan topik penelitian, yaitu mengenai analisis sentimen terhadap persepsi publik tentang kecerdasan buatan (AI) di media sosial. Proses pencarian literatur dilakukan secara sistematis dengan memanfaatkan platform Watase Uake, yaitu sebuah tools berbasis *web* yang digunakan untuk melakukan penelusuran, penyaringan, dan pengelolaan artikel ilmiah secara efisien.

Melalui Watase Uake, pencarian dilakukan dengan menyusun kombinasi kata kunci seperti “sentiment analysis”, “artificial intelligence”, dan “social media” dalam berbagai bentuk *boolean search*. Artikel yang diperoleh kemudian diseleksi berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi yang telah ditentukan sebelumnya, seperti periode publikasi, jenis dokumen, dan relevansi topik. Pendekatan ini dilakukan untuk memastikan bahwa literatur yang digunakan benar-benar mendukung tujuan tinjauan sistematis dan mencerminkan perkembangan terkini dalam metode analisis sentimen di ranah media sosial.

3.3. Kriteria Inklusi dan Eksklusi (Inclusion and Exclusion Criteria)

Pada Langkah ini dilakukan pembahasan terkait informasi yang akan di dapatkan apakah dapat digunakan.

QA1: Apakah jurnal tersebut terbit kisaran tahun 2020 sampai 2025?

QA2: Jurnal yang digunakan apakah termasuk scopus Q1, Q2, Q3, dan Q4?

3.4. Pengumpulan Data (Data Collection)

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data dengan memasukkan beberapa kata kunci pada SLR dengan menggunakan metode PRISMA serta tools Watase Uake sehingga mempermudah dan mempercepat proses pengumpulan data jurnal dan artikel. Dari hasil pengumpulan data yang dilakukan menggunakan beberapa keyword maka di dapatkan data sebagai berikut.

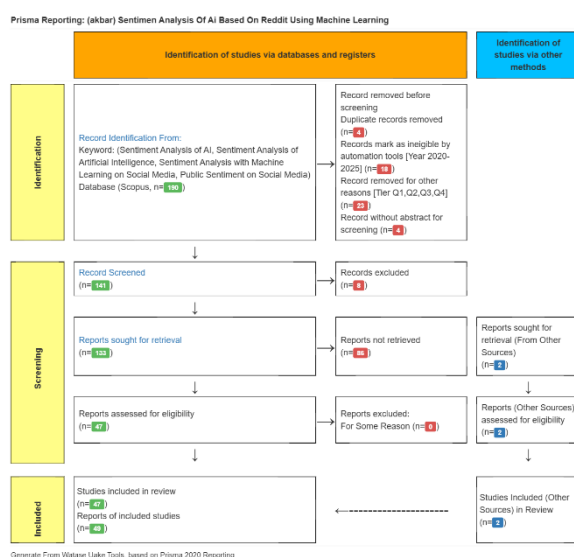
No	Keyword	Raw	ABS	Act	View	SNA	Tag
1	Sentiment Analysis of AI	39	No	Update	View	SNA	Tag
2	Sentiment Analysis of Artificial Intelligence	42	No	Update	View	SNA	Tag
3	Sentiment Analysis with Machine Learning on Social Media	32	No	Update	View	SNA	Tag
4	Public Sentiment on Social Media	77	No	Update	View		Tag

Gambar 2. Hasil pencarian kata kunci

Pada gambar 2, ditampilkan merupakan hasil pencarian data berdasarkan beberapa keyword yang ada. Dimana pada gambar diatas peneliti mencari dengan menggunakan 4 keyword didalamnya yaitu antara lain:

- Sentiment Analysis of AI*, dimana pada keyword ini mendapatkan data jurnal sebanyak 39 data
- Sentiment Analysis of Artificial Intelligence*, dimana pada keyword ini mendapatkan data jurnal sebanyak 42 data
- Sentiment Analysis with Machine Learning on Social Media*, dimana pada keyword ini mendapatkan data jurnal sebanyak 32 data
- Public Sentiment on Social Media*, dimana pada keyword ini mendapatkan data jurnal sebanyak 77 data

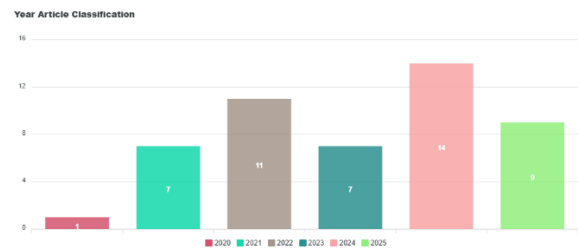
Dengan keyword diatas serta pembahasan tahun terbit yakni berkisar antara 2020 sampai 2025 serta jurnal yang terdaftar Scopus Q1, Q2, Q3 dan Q4 dan setelah melewati tahap screening maka di dapatkan hasil seperti gambar dibawah ini.



Gambar 3. Hasil PRISMA

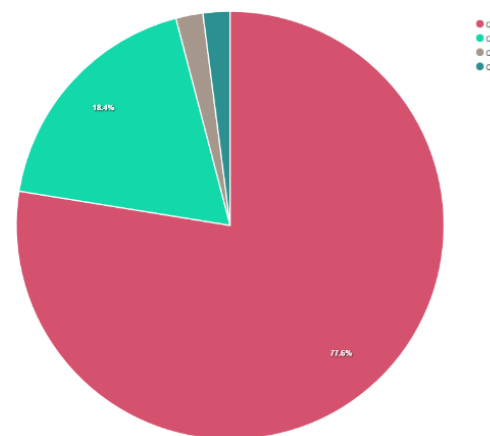
Pada gambar 3, ditunjukkan hasil prisma pencarian data yang dilakukan dimana dari gambar tersebut didapatkan data sebanyak 190 artikel terkait yang dicari berdasarkan keyword yang ada. Kemudian dari total artikel yang didapat setelah dilakukan penyaringan sesuai dengan topik yang diambil pada penyaringan awal mendapatkan 141 artikel. Kemudian artikel yang termasuk duplikat dan tidak memenuhi kriteria akan di hapus dan terkena eksklusi yang mengurangi jumlah artikel ilmiah menjadi 49 artikel.

Berikut grafik pencarian jurnal dengan keyword tersebut menggunakan eksklusi tahun yang sudah di tentukan serta eksklusi scopus.



Gambar 4. Hasil eksklusi berdasarkan tahun penerbitan

Pada gambar 4, terlihat jumlah jurnal yang di dapat dengan menerapkan eksklusi jurnal yang terbit antara tahun 2020 sampai 2025. Dimana jurnal yang terbit tahun 2020 terdapat 1 jurnal, terbit tahun 2021 terdapat 7 jurnal, terbit tahun 2022 terdapat 11 jurnal, terbit tahun 2023 terdapat 7 jurnal, terbit tahun 2024 terdapat 14 jurnal dan terbit tahun 2025 terdapat 9 jurnal.



Gambar 5. Hasil eksklusi berdasarkan Scopus

Pada gambar 5, ditampilkan jurnal hasil eksklusi berdasarkan jurnal yang terdaftar scopus Q1,Q2,Q3, dan Q4. Dapat dilihat untuk jurnal Q1 didapatkan sebanyak 77,6%, jurnal dengan Q2 didapatkan sebanyak 18,4%, kemudian jurnal dengan Q3 didapatkan sebanyak 2% dan terakhir jurnal dengan Q4 didapatkan sebanyak 2% data.

Dari dilakukan proses eksklusi diatas yang awalnya jurnal yang didapat sebanyak 190 jurnal artikel setelah dilakukan berbagai rangkaian proses mulai dari penyaringan dan sebagainya maka hasil

akhir jurnal yang didapat yang nantinya akan dilakukan analisis lebih dalam yaitu terdapat 49 jurnal. Dimana diatara nya 47 jurnal merupakan hasil pencarian pada watase kemudian 2 jurnal lainnya merupakan hasil upload jurnal.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tabel 5 dibawah ini merupakan jurnal target yang digunakan dalam penelitian dimana terdapat 49 total jurnal yang relevan dengan topik penelitian ini. Dimana terdapat informasi dari setiap jurnal seperti metode yang digunakan, tahun terbit, Penulis dan informasi lainnya.

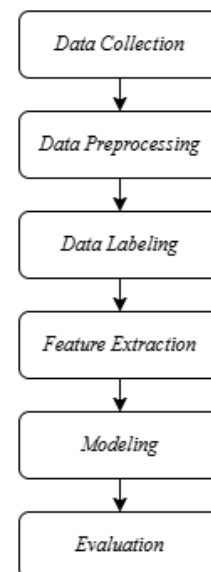
Tabel 1. Jurnal Target

No	Penulis	Tahun	Metode	Publisher
1	[8]	2025	Deep Learning	World Scientific Publishing
2	[9]	2025	Deep Learning	Elsevier
3	[10]	2025	Hybrid	Elsevier
4	[11]	2025	Machine Learning	
5	[12]	2025	Machine Learning	IEEE
6	[13]	2025	Machine Learning	Springer
7	[14]	2025	Machine Learning	JMIR
8	[15]	2025	Deep Learning	JMIR
9	[16]	2025	Hybrid	JMIR
10	[17]	2024	Hybrid	Springer
11	[18]	2024	Deep Learning	MDPI
12	[19]	2024	Hybrid	Springer
13	[20]	2024	Machine Learning	Elsevier
14	[21]	2024	Hybrid	Elsevier
15	[22]	2024	Machine Learning	IEEE
16	[23]	2024	Hybrid	IEEE
17	[24]	2024	Hybrid	IEEE
18	[25]	2024	Hybrid	World Scientific Publishing
19	[26]	2024	Hybrid	MDPI
20	[27]	2024	Hybrid	Elsevier
21	[28]	2024	Hybrid	MDPI
22	[29]	2024	Hybrid	MDPI
23	[3]	2024	Machine Learning	PeerJ
24	[30]	2023	Deep Learning	IGI Global
25	[31]	2023	Deep Learning	JAMA Network Open
26	[32]	2023	Deep Learning	Frontiers in Education
27	[33]	2023	Hybrid	Sustainability
28	[34]	2023	Machine Learning	Journal of King Saud University
29	[35]	2023	Hybrid	MDPI
30	[36]	2022	Machine Learning	Springer
31	[37]	2022	Hybrid	Hindawi

No	Penulis	Tahun	Metode	Publisher
32	[38]	2022	Machine Learning	Journal of Big Data
33	[39]	2023	Machine Learning	EPB: Urban Analytics and City Science
34	[40]	2022	Machine Learning	Journal of Medical Internet Research
35	[41]	2022	Deep Learning	MDPI
36	[42]	2022	Hybrid	IEEE
37	[43]	2022	Hybrid	Elsevier
38	[44]	2022	Machine Learning	Hindawi
39	[45]	2022	Hybrid	MDPI
40	[4]	2022	Deep Learning	IEEE
41	[46]	2022	Deep Learning	MDPI
42	[47]	2021	Hybrid	PeerJ Comput. Sci.
43	[48]	2021	Hybrid	MDPI
44	[49]	2021	Hybrid	Journal of Infection and Public Health
45	[1]	2021	Hybrid	MDPI
46	[50]	2021	Machine Learning	European Economic Review
47	[51]	2021	Machine Learning	BMJ Open
48	[2]	2021	Machine Learning	Journal of Medical Internet Research
49	[52]	2020	Deep Learning	Journal of Medical Internet Research

Selanjutnya pada tahapan ini akan dilakukan pembahasan secara detail dari *review* artikel yang sudah di lakukan untuk menjawab *Research question* sebelumnya.

RQ1: Bagaimana proses dalam Analisis Sentimen terhadap persepsi publik mengenai Kecerdasan Buatan di media sosial sehingga dapat menghasilkan model yang berkinerja baik?



Gambar 6. Proses Analisis Sentimen

Pada Gambar 6, ditunjukkan tahapan-tahapan dalam proses analisis sentimen di media sosial, yang disusun berdasarkan jurnal [36].

4.1. Data Collection

Langkah awal dalam analisis sentimen adalah pengumpulan data. Dalam studi-studi yang direview, data diperoleh melalui proses *scraping* dari media sosial, khususnya untuk menangkap opini publik terkait kecerdasan buatan. Berikut merupakan informasi beberapa artikel mengenai berbagai media sosial yang digunakan dalam berbagai penelitian.

Tabel 2. Media sosial yang digunakan

No	Media Sosial	Citasi
1	Sina Weibo	[28]
2	Facebook & X/Twitter	[15]
3	Youtube (Comments)	[16]
4	X/Twitter	[22]
5	Reddit	[23]

4.2. Data Preprocessing

Data dari dataset yang diperoleh dipreproses untuk memastikan kualitas data yang baik sebelum digunakan dalam model pembelajaran mesin. Proses ini termasuk normalisasi data [36]. Adapun beberapa tahap *preprocessing* data adalah diantaranya sebagai berikut.

a. Tokenization

Proses ini dilakukan dengan membagi data menjadi daftar token seperti kata-kata, angka, karakter khusus, dan lain-lain, sehingga data siap digunakan untuk pemrosesan lebih lanjut.

b. Normalization

Proses ini mengonversi semua token kata dari sebuah data menjadi huruf kecil atau huruf besar. Hal ini karena sebagian besar ulasan terdiri dari karakter huruf kecil dan huruf besar. Tujuan mengubah semua token ke dalam satu format adalah agar lebih mudah digunakan.

c. Stop Word Removal

Proses ini menghilangkan semua kata-kata yang sering muncul dari setiap data. Untuk menghapus *stop word*, daftar *stop word* yang telah ditentukan sebelumnya digunakan. Setiap data dibandingkan dengan daftar *stop word* yang tersedia, dan kata-kata yang cocok dihapus dari data tersebut.

d. Stemming

Proses ini dengan mengubah semua token menjadi bentuk dasar atau akar kata. Pada tabel dibawah ini merupakan beberapa artikel yang memberikan informasi *preprocessing* data apa yang dilakukan.

Tabel 3. Proses *preprocessing*

No	Preprocessing Proses	Citasi
1	Tokenization, Lemmatization, Stopword removal, Lowercasing, URL removal, Emoji removal	[9]
2	Tokenization, Stopword removal, Lowercasing, Emoji removal, Noise reduction	[13]
3	Tokenization, Stopword removal, URL removal, Text cleaning	[16]
4	Text Cleaning, Tokenization, Normalization	[26]
5	Tokenization, Lemmatization, Emojis removal, Stopword removal, Letter repetition elimination	[29]

4.3. Data Labeling

Data dari dataset yang telah bersih kemudian diberi label sentimen menjadi positif, netral, dan negatif sebelum digunakan [36]. Berikut adalah beberapa artikel dalam tabel di bawah ini yang menyediakan informasi mengenai jenis pelabelan data yang digunakan.

Tabel 4. Alat analisis sentimen yang digunakan

No	Alat Analisis Sentimen	Citasi
1	VADER, LIWC, T2D, ChatGPT 4.0	[16]
2	TextBlob, VADER	[33]
3	TextBlob, VADER	[36]
4	VADER, TextBlob	[37]
5	VADER, TextBlob	[39]

4.4. Feature Extraction

Setelah proses pelabelan sentimen selesai dilakukan pada dataset yang telah bersih, tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur untuk merepresentasikan data dalam bentuk yang dapat diolah [36]. Berikut adalah beberapa artikel dalam tabel di bawah ini yang menyediakan informasi mengenai metode atau representasi fitur yang digunakan dalam tahap ini.

Tabel 5. Metode Ekstraksi Fitur yang digunakan

No	Metode Feature Extraction	Citasi
1	TF-IDF, Word Embedding	[8]
2	TF-IDF, Word2Vec	[11]
3	TF-IDF, FastText, Word2Vec, Word embedding	[17]
4	FastText, Word2Vec	[29]
5	N-grams, TF-IDF, LDA	[34]

4.5. Modeling

Tahap berikutnya dalam proses analisis sentimen adalah pemodelan, yang memanfaatkan algoritma *machine learning* atau *deep learning* untuk mengidentifikasi pola dari fitur yang telah direpresentasikan sebelumnya [36]. Berikut adalah beberapa artikel dalam tabel di bawah ini yang menyediakan informasi mengenai jenis algoritma atau arsitektur model yang digunakan dalam proses klasifikasi sentimen

Tabel 6. Algoritma yang digunakan

No	Algoritma	Citasi
1	SVM, Naive Bayes, Decision Tree, KNN, LSTM, GRU	[10]
2	SVM, KNN, Decision Tree, Random Forest	[20]
3	BERT, CNN, LSTM	[26]
4	AraBERT, SVM, Random Forest, Logistic Regression	[29]
5	SVM, Naive Bayes	[39]

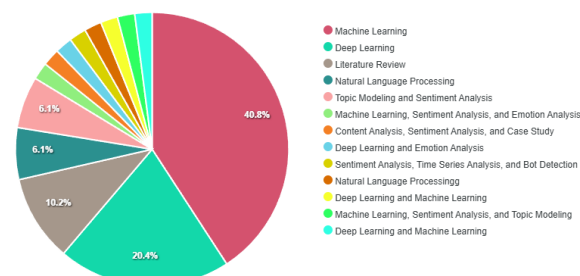
4.6. Evaluation

Terakhir, tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model yang telah dibangun [36]. Berikut adalah beberapa artikel dalam tabel di bawah ini yang menyediakan informasi mengenai metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai efektivitas klasifikasi sentimen.

Tabel 7. Teknik evaluasi model yang digunakan

No	Evaluasi Model	Citasi
1	Confusion Matrix, ROC, Accuracy, Precision, Recall, F1-Score	[36]
2	Confusion Matrix, ROC, Accuracy, Precision, Recall, F1-Score	[10]
3	Confusion Matrix, ROC	[1]
4	Precision, Recall, F1-Score, Confusion Matrix	[29]
5	Confusion Matrix, ROC, AUC	[46]

RQ2: Metode pendekatan apa saja yang digunakan dalam penelitian Analisis Sentimen terhadap persepsi publik di media sosial?



Gambar 7. Distribusi Metode Pendekatan

Dari hasil tinjauan terhadap 49 jurnal tersebut, ditemukan bahwa metode pendekatan terbanyak untuk analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial yaitu menggunakan *machine learning* dan *deep learning*. Pendekatan ini dilakukan untuk menentukan dan mengetahui model algoritma mana yang paling efektif dalam menganalisis sentimen publik terhadap topik kecerdasan buatan di platform media sosial.

RQ3: Di antara metode-metode yang digunakan, manakah yang memiliki performa paling baik dalam melakukan analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial?

Dari hasil tinjauan sistematis literatur ini mengungkapkan berbagai performa terbaik model

dalam analisis sentimen terhadap persepsi publik tentang kecerdasan buatan di media sosial. Beberapa model telah menunjukkan hasil yang sangat mengesankan, dengan akurasi yang tinggi pada dataset yang diuji. Model Logistic Regression misalnya, mencapai akurasi sebesar 99,17% [36], sedangkan XGBoost dan GRU masing-masing mencatatkan akurasi sebesar 93% [17] dan [1]. Selain itu, BERT menunjukkan performa luar biasa dengan akurasi 99% [33], sementara Random Forest berhasil mencapai akurasi sempurna, yakni 100% [38]. Pencapaian-pencapaian ini menyoroti pentingnya pemilihan model yang tepat dalam mencapai hasil analisis sentimen yang optimal di media sosial, terutama dalam konteks analisis persepsi publik tentang kecerdasan buatan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pencarian artikel dengan kata kunci tertentu, dilakukan proses awal menggunakan metode PRISMA yang menghasilkan 49 jurnal untuk dianalisis lebih lanjut mengenai perbandingan model algoritma dalam melakukan analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial. Hasil analisis menunjukkan bahwa model algoritma yang digunakan mampu melakukan analisis sentimen, melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pemrosesan data, pelabelan data, ekstraksi fitur, pemilihan model algoritma, dan evaluasi model algoritma. Evaluasi model algoritma mencakup perhitungan nilai akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix*. Metode pendekatan yang paling sering digunakan adalah *Machine Learning* dan *Deep Learning*. Model algoritma yang digunakan juga terbukti mampu memberikan hasil akurasi yang tinggi dalam analisis sentimen terhadap persepsi publik di media sosial. Di antara algoritma yang digunakan, terdapat lima yang mampu memberikan akurasi tertinggi dalam proses klasifikasi sentimen, yaitu Logistic Regression, XGBoost, GRU, BERT, dan Random Forest.

Meskipun hasil analisis ini memberikan gambaran yang cukup komprehensif, beberapa saran untuk penelitian selanjutnya perlu diperhatikan. Pertama, perluasan kriteria seleksi artikel yang lebih luas dengan mencakup berbagai jenis algoritma dan dataset dapat memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai tren analisis sentimen yang ada. Kedua, pencarian literatur lebih mendalam dari berbagai sumber atau database seperti *arXiv*, *Scopus*, dan *IEEE Xplore* dapat meningkatkan kelengkapan tinjauan literatur. Selanjutnya, penelitian selanjutnya juga disarankan untuk melakukan analisis yang lebih kritis terhadap kualitas metodologi yang digunakan dalam studi yang ada, bukan hanya berdasarkan hasil, tetapi juga pada validitas eksperimen dan potensi bias yang ada. Terakhir, gap atau celah dalam penelitian, seperti penggunaan dataset baru atau aplikasi algoritma di sektor yang belum banyak diteliti, bisa menjadi arah penting untuk eksplorasi lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. S. Ainapure *et al.*, "Sentiment Analysis of COVID-19 Tweets Using Deep Learning and Lexicon-Based Approaches," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 3, Feb. 2023, doi: 10.3390/su15032573.
- [2] A. M. Tri Sakti, E. Mohamad, and A. A. Azlan, "Mining of Opinions on COVID-19 Large-Scale Social Restrictions in Indonesia: Public Sentiment and Emotion Analysis on Online Media," *J Med Internet Res*, vol. 23, no. 8, Aug. 2021, doi: 10.2196/28249.
- [3] S. Q. Ong and H. Ahmad, "Tracking Mosquito-Borne Diseases via Social Media: A Machine Learning Approach to Topic Modelling and Sentiment Analysis," *PeerJ*, vol. 12, 2024, doi: 10.7717/PEERJ.17045.
- [4] N. Aslam, F. Rustam, E. Lee, P. B. Washington, and I. Ashraf, "Sentiment Analysis and Emotion Detection on Cryptocurrency Related Tweets Using Ensemble LSTM-GRU Model," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 39313–39324, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3165621.
- [5] C. Zucco, B. Calabrese, G. Agapito, P. H. Guzzi, and M. Cannataro, "Sentiment Analysis for Mining Texts and Social Networks Data: Methods and Tools," *Wiley Interdiscip Rev Data Min Knowl Discov*, vol. 10, no. 1, Jan. 2020, doi: 10.1002/widm.1333.
- [6] N. K. Singh, D. S. Tomar, and A. K. Sangaiah, "Sentiment Analysis: A Review and Comparative Analysis Over Social Media," *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 11, no. 1, pp. 97–117, Jan. 2020, doi: 10.1007/s12652-018-0862-8.
- [7] R. van Dinter, B. Tekinerdogan, and C. Catal, "Automation of Systematic Literature Reviews: A Systematic Literature Review," *Inf Softw Technol*, vol. 136, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.infsof.2021.106589.
- [8] A. A. Alhashmi, A. Alshammari, M. K. Saeed, M. S. A. Alzaidi, F. Alanazi, and A. Sayed, "Applied Linguistics-Driven Artificial Intelligence Approach for Sentiment Analysis and Classification on Social Media," *Fractals*, 2025, doi: 10.1142/S0218348X25400158.
- [9] S. Taj, S. M. Daudpota, A. S. Imran, and Z. Kastrati, "Aspect-Based Sentiment Analysis for Software Requirements Elicitation using Fine-Tuned Bidirectional Encoder Representations from Transformers and Explainable Artificial Intelligence," *Eng Appl Artif Intell*, vol. 151, Jul. 2025, doi: 10.1016/j.engappai.2025.110632.
- [10] J. G. Brandão *et al.*, "Optimization of Machine Learning Models for Sentiment Analysis in Social Media," *Inf Sci (N Y)*, vol. 694, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.ins.2024.121704.
- [11] S. Sun *et al.*, "Decoding Public Sentiments on Energy Transition in Japan's Three Major Metropolitan Areas: Social Media Analysis using Machine Learning," *J Clean Prod*, vol. 495, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.jclepro.2025.145038.
- [12] M. Fahaad Almufareh, N. Jhanjhi, M. Humayun, G. Naif Alwakid, D. Javed, and S. Naif Almuayqil, "Integrating Sentiment Analysis with Machine Learning for Cyberbullying Detection on Social Media," *IEEE Access*, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3558843.
- [13] D. Smith-Mutegi, Y. Mamo, J. Kim, H. Crompton, and M. McConnell, "Perceptions of STEM Education and Artificial Intelligence: A Twitter (X) Sentiment Analysis," *Int J STEM Educ*, vol. 12, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1186/s40594-025-00527-5.
- [14] W. Li, Y. Hua, P. Zhou, L. Zhou, X. Xu, and J. Yang, "Characterizing Public Sentiments and Drug Interactions in the COVID-19 Pandemic Using Social Media: Natural Language Processing and Network Analysis," *J Med Internet Res*, vol. 27, p. e63755, Mar. 2025, doi: 10.2196/63755.
- [15] K. Kim and S. Kim, "Large Language Models' Accuracy in Emulating Human Experts' Evaluation of Public Sentiments about Heated Tobacco Products on Social Media: Evaluation Study," *J Med Internet Res*, vol. 27, 2025, doi: 10.2196/63631.
- [16] L. M. Gandy, L. V. Ivanitskaya, L. L. Bacon, and R. Bizri-Baryak, "Public Health Discussions on Social Media: Evaluating Automated Sentiment Analysis Methods," *JMIR Form Res*, vol. 9, 2025, doi: 10.2196/57395.
- [17] E. Hashmi and S. Y. Yayilgan, "A Robust Hybrid Approach with Product Context-Aware Learning and Explainable AI for Sentiment Analysis in Amazon User Reviews," *Electronic Commerce Research*, 2024, doi: 10.1007/s10660-024-09896-5.
- [18] M. K. Shaik Vadla, M. A. Suresh, and V. K. Viswanathan, "Enhancing Product Design through AI-Driven Sentiment Analysis of Amazon Reviews Using BERT," *Algorithms*, vol. 17, no. 2, Feb. 2024, doi: 10.3390/a17020059.
- [19] P. Vasanthi and V. Madhu Viswanatham, "Sentiment Analysis of Multi Social Media using Machine and Deep Learning Models: A Review," *Multimed Tools Appl*, Dec. 2024, doi: 10.1007/s11042-024-18981-8.
- [20] O. Alsemaree, A. S. Alam, S. S. Gill, and S. Uhlig, "Sentiment Analysis of Arabic social Media Texts: A Machine Learning Approach to Deciphering Customer Perceptions," *Heliyon*, vol. 10, no. 9, May 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e27863.
- [21] A. Bhardwaj, S. Bharany, and S. K. Kim, "Fake Social Media News and Distorted Campaign Detection Framework using Sentiment Analysis & Machine Learning," *Heliyon*, vol. 10, no. 16, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e36049.

- [22] A. Angelopoulou, K. Mykoniatis, and A. E. Smith, "Analysis of Public Sentiment on COVID-19 Mitigation Measures in Social Media in the United States Using Machine Learning," *IEEE Trans Comput Soc Syst*, vol. 11, no. 1, pp. 307–318, Feb. 2024, doi: 10.1109/TCSS.2022.3214527.
- [23] A. Ocal, "Perceptions of The Future of AI on Social Media: A Topic Modeling and Sentiment Analysis Approach," *IEEE Access*, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3510526.
- [24] A. Diwali, K. Saeedi, K. Dashtipour, M. Gogate, E. Cambria, and A. Hussain, "Sentiment Analysis Meets Explainable Artificial Intelligence: A Survey on Explainable Sentiment Analysis," *IEEE Trans Affect Comput*, 2023, doi: 10.1109/TAFFC.2023.3296373.
- [25] S. A. Ebad *et al.*, "Integrating Fractal Snow Ablation Optimizer with Bayesian Machine Learning for Aspect-Level Sentiment Analysis on Social Media," *Fractals*, Dec. 2024, doi: 10.1142/s0218348x25400250.
- [26] H. M. Alghamdi, "Unveiling Sentiments: A Comprehensive Analysis of Arabic Hajj-Related Tweets from 2017–2022 Utilizing Advanced AI Models," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 8, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.3390/bdcc8010005.
- [27] O. H. Kwon *et al.*, "Sentiment Analysis of The United States Public Support of Nuclear Power on Social Media using Large Language Models," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 200, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.rser.2024.114570.
- [28] Y. Li, T. Duan, and L. Zhu, "Public Attitudes and Sentiments toward Common Prosperity in China: A Text Mining Analysis Based on Social Media," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 10, May 2024, doi: 10.3390/app14104295.
- [29] A. Alotaibi and F. Nadeem, "Leveraging Social Media and Deep Learning for Sentiment Analysis for Smart Governance: A Case Study of Public Reactions to Educational Reforms in Saudi Arabia," *Computers*, vol. 13, no. 11, Nov. 2024, doi: 10.3390/computers13110280.
- [30] X. Fan, "Artificial Intelligence Technology-Based Semantic Sentiment Analysis on Network Public Opinion Texts," *International Journal of Information Technologies and Systems Approach*, vol. 16, no. 2, 2023, doi: 10.4018/IJITSA.318447.
- [31] S. Somani, M. M. van Buchem, A. Sarraju, T. Hernandez-Boussard, and F. Rodriguez, "Artificial Intelligence-Enabled Analysis of Statin-Related Topics and Sentiments on Social Media," *JAMA Netw Open*, vol. 6, no. 4, p. e239747, Apr. 2023, doi: 10.1001/jamanetworkopen.2023.9747.
- [32] M. Yee *et al.*, "AI-Assisted Analysis of Content, Structure, and Sentiment in MOOC Discussion Forums," *Front Educ (Lausanne)*, vol. 8, 2023, doi: 10.3389/feduc.2023.1250846.
- [33] T. Vaiyapuri *et al.*, "Sustainable Artificial Intelligence-Based Twitter Sentiment Analysis on COVID-19 Pandemic," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 8, Apr. 2023, doi: 10.3390/su15086404.
- [34] M. S. Md Suhaimin, M. H. Ahmad Hijazi, E. G. Moung, P. N. E. Nohuddin, S. Chua, and F. Coenen, "Social Media Sentiment Analysis and Opinion Mining in Public Security: Taxonomy, Trend Analysis, Issues and Future Directions," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 35, no. 9, Oct. 2023, doi: 10.1016/j.jksuci.2023.101776.
- [35] H. Taherdoost and M. Madanchian, "Artificial Intelligence and Sentiment Analysis: A Review in Competitive Research," Feb. 01, 2023, *MDPI*, doi: 10.3390/computers12020037.
- [36] D. Dangi, D. K. Dixit, and A. Bhagat, "Sentiment analysis of COVID-19 social media data through machine learning," *Multimed Tools Appl*, vol. 81, no. 29, pp. 42261–42283, Dec. 2022, doi: 10.1007/s11042-022-13492-w.
- [37] A. Goswami *et al.*, "Sentiment Analysis of Statements on Social Media and Electronic Media Using Machine and Deep Learning Classifiers," *Comput Intell Neurosci*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/9194031.
- [38] B. Al sari *et al.*, "Sentiment analysis for cruises in Saudi Arabia on social media platforms using machine learning algorithms," *J Big Data*, vol. 9, no. 1, Dec. 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00568-5.
- [39] M. Tran, C. Draeger, X. Wang, and A. Nikbakht, "Monitoring the Well-Being of Vulnerable Transit Riders using Machine Learning Based Sentiment Analysis and Social Media: Lessons from COVID-19," *Environ Plan B Urban Anal City Sci*, vol. 50, no. 1, pp. 60–75, Jan. 2023, doi: 10.1177/23998083221104489.
- [40] D. Kong *et al.*, "Public Discourse and Sentiment Toward Dementia on Chinese Social Media: Machine Learning Analysis of Weibo Posts," *J Med Internet Res*, vol. 24, no. 9, Sep. 2022, doi: 10.2196/39805.
- [41] N. A. Alkhaldi, Y. Asiri, A. M. Mashraqi, H. T. Halawani, S. Abdel-khalek, and R. F. Mansour, "Leveraging Tweets for Artificial Intelligence Driven Sentiment Analysis on the COVID-19 Pandemic," *Healthcare (Switzerland)*, vol. 10, no. 5, May 2022, doi: 10.3390/healthcare10050910.
- [42] F. Arias, M. Zambrano Nunez, A. Guerra-Adames, N. Tejedor-Flores, and M. Vargas-Lombardo, "Sentiment Analysis of Public Social Media as a Tool for Health-Related Topics," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 74850–74872, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3187406.

- [43] C. Qian, N. Mathur, N. H. Zakaria, R. Arora, V. Gupta, and M. Ali, "Understanding public opinions on social media for financial sentiment analysis using AI-based techniques," *Inf Process Manag*, vol. 59, no. 6, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.ipm.2022.103098.
- [44] N. Hu, "Sentiment Analysis of Texts on Public Health Emergencies Based on Social Media Data Mining," *Comput Math Methods Med*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/3964473.
- [45] H. Wang, K. Sun, and Y. Wang, "Exploring the Chinese Public's Perception of Omicron Variants on Social Media: LDA-Based Topic Modeling and Sentiment Analysis," *Int J Environ Res Public Health*, vol. 19, no. 14, Jul. 2022, doi: 10.3390/ijerph19148377.
- [46] Z. Nawaz, C. Zhao, F. Nawaz, A. A. Safeer, and W. Irshad, "Role of Artificial Neural Networks Techniques in Development of Market Intelligence: A Study of Sentiment Analysis of EWOM of a Women's Clothing Company," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 16, no. 5, pp. 1862–1876, Aug. 2021, doi: 10.3390/jtaer16050104.
- [47] S. A. Kumar, M. M. Nasralla, I. García-Magariño, and H. Kumar, "A Machine-Learning Scraping Tool for Data Fusion in The Analysis of Sentiments About Pandemics for Supporting Business Decisions with Human-Centric AI Explanations," *PeerJ Comput Sci*, vol. 7, pp. 1–18, 2021, doi: 10.7717/PEERJ-CS.713.
- [48] J. G. Shim, K. H. Ryu, S. H. Lee, E. A. Cho, Y. J. Lee, and J. H. Ahn, "Text Mining Approaches to Analyze Public Sentiment Changes Regarding COVID-19 Vaccines on Social Media in Korea," *Int J Environ Res Public Health*, vol. 18, no. 12, Jun. 2021, doi: 10.3390/ijerph18126549.
- [49] C. A. Melton, O. A. Olusanya, N. Ammar, and A. Shaban-Nejad, "Public Sentiment Analysis and Topic Modeling Regarding COVID-19 Vaccines on the Reddit Social Media Platform: A Call to Action for Strengthening Vaccine Confidence," *J Infect Public Health*, vol. 14, no. 10, pp. 1505–1512, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jiph.2021.08.010.
- [50] Y. Gorodnichenko, T. Pham, and O. Talavera, "Social media, sentiment and public opinions: Evidence from #Brexit and #USElection," *Eur Econ Rev*, vol. 136, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.eurocorev.2021.103772.
- [51] A. Kothari, L. Foisey, L. Donelle, and M. Bauer, "How Do Canadian Public Health Agencies Respond to The COVID-19 Emergency using Social Media: A Protocol for a Case Study using Content and Sentiment Analysis," *BMJ Open*, vol. 11, no. 4, Apr. 2021, doi: 10.1136/bmjopen-2020-041818.
- [52] M. Hung *et al.*, "Social Network Analysis of COVID-19 Sentiments: Application of Artificial Intelligence," *J Med Internet Res*, vol. 22, no. 8, Aug. 2020, doi: 10.2196/22590.