

ANALISIS SENTIMEN ULASAN DEEPSEEK AI DI GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES

Muhammad Rafli Maulana, Athallah Yasyfi Imran, Fathoni

Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Jalan Palembang-Prabumulih km 32 Palembang, Indonesia

09031382227157@student.unsri.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi DeepSeek AI di Google Play Store menggunakan algoritma Naïve Bayes. Dengan meningkatnya penggunaan kecerdasan buatan, khususnya model bahasa besar (LLM), penting untuk memahami persepsi publik terhadap teknologi tersebut. Dataset berisi 15.124 ulasan dianalisis melalui tahapan preprocessing, seperti case folding, penghapusan angka dan tanda baca, stopword removal, tokenisasi, serta transformasi TF-IDF. Model Naïve Bayes yang digunakan mampu mengklasifikasikan sentimen menjadi kategori positif, negatif, dan netral. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 87,77%, dengan performa terbaik pada sentimen positif. Meskipun demikian, model masih mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi sentimen netral secara akurat. Penelitian ini menunjukkan efektivitas Naïve Bayes dalam analisis teks tidak terstruktur, serta pentingnya pengembangan lebih lanjut melalui pendekatan hybrid atau penggunaan fitur linguistik kontekstual. Temuan ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan dan respons terhadap kebutuhan pengguna.

Kata kunci : analisis sentimen, DeepSeek AI, Google Play Store, Naïve Bayes, TF-IDF, pemrosesan bahasa alami

1. PENDAHULUAN

Kemajuan kecerdasan buatan (AI) dalam beberapa tahun terakhir telah membawa perubahan signifikan di berbagai sektor, terutama pada sektor pemrosesan bahasa alami dan sistem pencarian informasi [1]. Salah satu inovasi yang mendapatkan perhatian dunia adalah DeepSeek AI, sebuah kecerdasan buatan berbasis *Large Language Models* (LLMs) yang dirancang untuk memahami konteks pencarian pengguna dan menyajikan informasi yang lebih relevan dibandingkan metode pencarian konvensional [2]. Teknologi LLMs, yang juga digunakan oleh ChatGPT, Meta LLaMA, dan Gemini, memungkinkan DeepSeek AI memberikan respons yang lebih akurat dengan memahami hubungan semantik antar kata. Popularitasnya yang meningkat di Google Play Store, terlihat dari tingginya jumlah unduhan dan beragamnya ulasan pengguna, menunjukkan minat yang tinggi terhadap teknologi ini. Berbagai opini muncul mengenai tingkat akurasi informasi yang diberikan oleh DeepSeek AI, terutama pada aspek transparansi perlindungan privasi pengguna. Oleh karena itu, diperlukan kajian lebih lanjut untuk memahami bagaimana pengguna menanggapi teknologi ini melalui analisis sentimen terhadap ulasan mereka.

Dengan berkembangnya teknologi AI, muncul kekhawatiran terkait transparansi dan keamanan data pengguna. Beberapa pengguna menganggap AI sangat membantu dalam berbagai sektor, tetapi di sisi lain, terdapat kekhawatiran mengenai validitas informasi, keamanan data, serta transparansi dalam pengambilan keputusan. Penelitian [3] menunjukkan bahwa kepercayaan pengguna terhadap AI masih rendah akibat isu privasi dan keamanan data. Kondisi ini

berpotensi mempengaruhi penerimaan pengguna terhadap DeepSeek AI, sehingga diperlukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna untuk memahami faktor-faktor yang berkontribusi terhadap tingkat kepercayaan dan kepuasan mereka.

Berbagai penelitian terdahulu telah membahas analisis sentimen AI berbasis *Natural Language Processing* (NLP) dengan pendekatan berbeda dan menggunakan berbagai model *machine learning*. [4] Berdasarkan jurnal penelitian sebelumnya mengenai sentimen opini publik terhadap ChatGPT di Twitter, menggunakan metode Naïve Bayes, dan menemukan bahwa sentimen negatif mendominasi sekitar (49%), dengan menggunakan model *Bag of Words* (BOW). Model ini mencapai akurasi tertinggi sebesar 59%. Studi ini menunjukkan bahwa pendekatan Naïve Bayes cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap AI Chatgpt. Namun, masih terdapat tantangan dalam meningkatkan akurasinya dalam menangani konteks semantik yang kompleks.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap ulasan pengguna DeepSeek AI di Google Play Store menggunakan metode Naïve Bayes. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai pola sentimen pengguna, serta memberikan rekomendasi bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini membahas penelitian terdahulu dan tinjauan pustaka yang mencakup beberapa teori dan konsep yang relevan pada penelitian ini.

2.1. Penelitian Terdahulu

Analisis sentimen berbasis Natural Language Processing telah menjadi topik yang banyak diteliti dalam beberapa tahun terakhir. Berbagai pendekatan telah digunakan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dari data teks yang bersifat tidak terstruktur. Rizaldi, Alam, dan Kurniawan [5] menganalisis sentimen pengguna aplikasi JMO pada Google Play Store menggunakan metode Naive Bayes terhadap 5000 ulasan dari September 2018 hingga Februari 2023. Hasil menunjukkan dominasi sentimen negatif (3528 ulasan) dibandingkan positif (1472 ulasan), dengan performa model mencapai akurasi 95%, precision 91%, dan recall 90%. Visualisasi word cloud mengidentifikasi kata-kata dominan pada ulasan negatif seperti "aplikasi", "update", "login", "data", dan "gagal", yang mengindikasikan adanya masalah pada fungsi login dan cek saldo aplikasi. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya mengklasifikasikan sentimen ke dalam dua kategori (positif dan negatif) tanpa mempertimbangkan kategori netral, serta tidak melakukan analisis lebih mendalam terhadap konteks emosional dan sarkasme dalam ulasan pengguna. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Zahirma dan Rumini [6] membahas mengenai analisis sentimen ulasan Wardah UV Shield Essential Sunscreen Gel SPF 35 PA+++ menggunakan Naive Bayes Classifier. Data sebanyak 1.451 ulasan didapatkan dari Femaledaily dan diproses menggunakan preprocessing data. Model yang dibangun mencapai akurasi 79% dengan precision 67%, recall 64%, dan F1-score 65%. Kelebihan penelitian ini adalah metode yang mudah dan cepat digunakan, namun terdapat keterbatasan pada asumsi independensi kata dan ketidakseimbangan data. Penelitian yang dilakukan oleh Apriani dan Gustian [7] menggunakan metode Naive Bayes untuk menganalisis sentimen terhadap komentar pengguna aplikasi Tokopedia di Google Playstore. Penelitian ini mengklasifikasikan komentar menjadi sentimen positif dan negatif berdasarkan data yang dikumpulkan melalui web scraping menggunakan ekstensi Chrome Datamminer. Sebanyak 1.000 data digunakan sebagai data training yang telah diberi label secara manual, dan 1.500 data sebagai data testing yang dianalisis secara otomatis oleh aplikasi yang dibangun. Hasil penelitian menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik, dengan nilai akurasi mencapai 97,13%, precision sebesar 1, dan recall sebesar 95,49%, serta AUC sebesar 0,980. Namun, proses pelabelan data training dilakukan secara manual, yang bisa menjadi titik lemah karena membutuhkan waktu dan rentan terhadap subjektivitas. Selain itu, komentar dengan sentimen negatif lebih dominan (63,53%) dibandingkan positif (36,47%), yang bertolak belakang dengan mayoritas rating aplikasi yang menunjukkan rating bintang 5 terbanyak. Penelitian ini menyarankan penggunaan metode tambahan seperti information gain dan kamus bahasa gaul untuk meningkatkan akurasi dan

efektivitas analisis. Berdasarkan tinjauan pustaka yang dibahas menunjukkan bahwa metode Naive Bayes sering diterapkan dalam melakukan analisis sentimen pada aplikasi dengan kumpulan data yang berbeda, tetapi masih memiliki keterbatasan dalam menangani variasi bahasa dan simbol. Terdapat sedikit studi penelitian yang menggunakan DeepSeek AI sebagai topik penelitiannya. Oleh karena itu, dalam penelitian ini penulis melakukan eksplorasi lebih lanjut terhadap efektivitas metode ini dalam mengolah teks tidak terstruktur, guna memahami pola sentimen pengguna serta meningkatkan kualitas analisis sentimen mengenai aplikasi DeepSeek AI.

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan cabang dari pemrosesan bahasa alami (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau emosi yang diekspresikan dalam teks. Teknik ini banyak diterapkan dalam berbagai domain, seperti analisis ulasan produk, pemantauan media sosial, dan evaluasi umpan balik pelanggan. Pendekatan tradisional dalam analisis sentimen sering kali menggunakan algoritma pembelajaran mesin, seperti Naive Bayes, yang dikenal karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam klasifikasi teks [8].

2.3. Naive Bayes dalam Analisis Sentimen

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi probabilistik yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Meskipun asumsi ini jarang terpenuhi sepenuhnya dalam praktik, Naive Bayes telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen. Penelitian oleh Hakiki et al. menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mencapai akurasi yang memadai dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap calon presiden Indonesia 2024 melalui media sosial [9]. Demikian pula, studi oleh Abei et al. mengaplikasikan Naive Bayes untuk menganalisis sentimen publik terhadap calon gubernur DKI Jakarta 2024, dengan hasil yang menunjukkan akurasi yang signifikan [10].

2.4. Large Language Model (LLM)

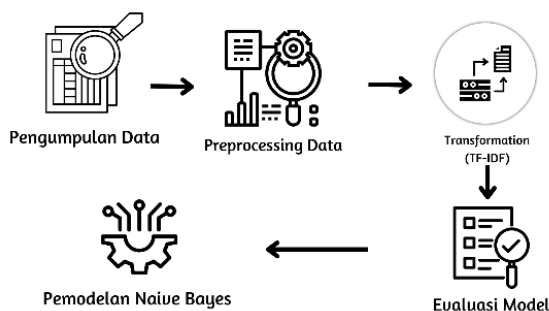
Model Bahasa Besar (LLM), seperti GPT-4, telah merevolusi bidang NLP dengan kemampuannya memahami dan menghasilkan teks yang menyerupai manusia. Dalam konteks analisis sentimen, LLM mampu menangkap nuansa bahasa yang lebih halus dan konteks yang lebih dalam dibandingkan metode tradisional. Zhang et al. mengevaluasi kemampuan LLM dalam berbagai tugas analisis sentimen dan menemukan bahwa meskipun LLM menunjukkan kinerja memuaskan dalam tugas sederhana, mereka tertinggal dalam tugas yang lebih kompleks yang memerlukan pemahaman mendalam atau informasi sentimen yang terstruktur [11]. Selain itu, penelitian oleh Broekens et al. menunjukkan bahwa LLM memiliki kemampuan pemrosesan afektif yang

muncul secara mendetail, yang dapat dimanfaatkan dalam analisis sentimen yang lebih kompleks [12].

2.5. DeepSeek AI

DeepSeek AI adalah perusahaan kecerdasan buatan yang mengembangkan model bahasa besar dengan pendekatan open-source. Model-model seperti DeepSeek-R1 telah diakui karena efisiensi dan kinerjanya yang kompetitif dibandingkan dengan model sejenis lainnya. Meskipun literatur spesifik mengenai aplikasi DeepSeek AI dalam analisis sentimen masih terbatas, potensi integrasi model-model ini dalam tugas analisis sentimen sejalan dengan temuan bahwa augmentasi LLM dengan mekanisme pengambilan kembali dapat meningkatkan kinerja analisis sentimen dalam domain keuangan [2].

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data ulasan pengguna DeepSeek yang diperoleh dari Kaggle. Dataset ini terdiri dari 15.124 baris dan 5 kolom yang berisi informasi terkait ulasan pengguna terhadap aplikasi DeepSeek.

3.2. Preprocessing Data

Case Folding, merupakan proses mengkonversi semua huruf pada teks menjadi huruf kecil, proses ini bertujuan untuk membantu model mengurangi variasi yang tidak diperlukan dalam teks sehingga teks menjadi lebih seragam dan mudah diproses oleh model yang dibangun.

Digit Removal, merupakan proses menghapus angka pada data bertipe kategorikal di dalam dataset. Proses ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data dan model menjadi fokus pada analisis sentimen yang relevan.

Removing Punctuation, merupakan proses menghapus tanda baca seperti titik, koma, tanda seru, dan tanda baca lainnya yang terdapat pada data. Proses ini bertujuan untuk membantu proses tokenisasi karena tanda tidak memiliki dampak signifikan.

Stopword Removal, merupakan proses menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna spesifik atau memberikan nilai pada analisis sentimen. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi analisis dan mengurangi kata-kata yang tidak relevan.

Tokenizing, merupakan proses teks yang dipecah menjadi unit-unit kecil yang disebut token. Proses ini membantu model menganalisis teks di tahap berikutnya, seperti “Makanan ini enak” diubah menjadi [“makanan”, “ini”, “enak”].

3.3. Transformation (TF-IDF)

Transformasi Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), merupakan metode untuk mengubah teks menjadi representasi numerik dengan memberi nilai pada setiap kata. Nilai yang diberikan berasal dari tingkat frekuensi kata tersebut muncul pada data dengan menekankan kata-kata yang relevan dalam analisis.

3.4. Pemodelan Naïve Bayes

Penelitian ini dilakukan menggunakan model algoritma *Naïve Bayes*, Algoritma klasifikasi ini membangun model untuk klasifikasi sentimen berdasarkan data yang sudah diproses sebelum membangun model. *Naïve Bayes* berjalan dengan menggunakan probabilitas pada teks termasuk dalam kategori tertentu berdasarkan probabilitas pada teorema Bayes.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Keterangan

$P(A|B)$: Probabilitas *posterior*, yaitu probabilitas bahwa peristiwa A terjadi mengingat bahwa peristiwa B telah terjadi.

$P(B|A)$: Probabilitas *likelihood*, yaitu probabilitas bahwa peristiwa B terjadi jika peristiwa A sudah terjadi.

$P(A)$: Probabilitas *prior*, yaitu probabilitas awal dari peristiwa A sebelum mempertimbangkan peristiwa B .

$P(B)$: Probabilitas total dari peristiwa B , yang sering dianggap konstan dan dapat membandingkan *probabilitas posterior* untuk berbagai nilai A .

3.5. Evaluasi Model

Tahap evaluasi model merupakan proses pengukuran akurasi model yang telah dibangun dengan data latih. Analisis performa model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai aktual dalam menentukan performa model dalam mengklasifikasikan data dengan menggunakan matriks *Confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Dalam *Confusion matrix* memiliki empat istilah untuk mengevaluasi akurasi dan kesalahan prediksi dalam model klasifikasi yaitu *True Positive (TP)* terjadi ketika model berhasil mengklasifikasikan kelas positif dengan benar, sedangkan *True Negative (TN)* menunjukkan bahwa model dapat memprediksi kelas negatif secara akurat. *False Positive (FP)* terjadi apabila kelas negatif diklasifikasikan sebagai positif, sedangkan *False Negative (FN)* terjadi ketika model salah mengklasifikasikan kelas positif sebagai negatif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini penulis menampilkan hasil dan pembahasan berdasarkan algoritma *Naïve Bayes*. Analisis data dilakukan menggunakan metode pembelajaran mesin (*Machine Learning*) di Google Colab dengan bahasa pemrograman Python. Model dikembangkan dengan menggunakan beberapa library utama, seperti *Pandas* untuk pengolahan data, *Numpy* untuk perhitungan numerik, serta *Matplotlib* dan *Seaborn* untuk visualisasi data.

4.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset yang tersedia di Kaggle, yang berisi ulasan pengguna aplikasi *Deepseek AI* di Google Play Store. Dataset ini mencakup ulasan, rating pengguna, dan label sentimen berdasarkan rating. Dataset dapat diakses melalui Kaggle pada tautan : www.kaggle.com/datasets/andot03bsrc/dataset-predic-terkena-penyakit-paruparu/data.

4.2. Preprocessing Data

Proses tahap ini dilakukan untuk memastikan data yang digunakan sebelum pelatihan model memiliki kualitas yang baik untuk dianalisis. Tahap ini mencakup, *Case Folding*, *Digit Removal*, *Removing Punctuation*, *Stopword Removal*, *Tokenizing*. Penerapan Preprocessing ini dapat dilihat pada tabel 2

Tabel 2. *Case Folding*

Sebelum	Sesudah
<i>Does wonderful so far. Amazing!</i>	<i>does wonderful so far. amazing!.</i>

Tabel 3. *Digit Removal*

Sebelum	Sesudah
Best Ai model 1000 % more better than chat gpt and Gemini accuracy 100% i recommend this Ai for all of you specifically for students or competent exams.	Best Ai model % more better than chat gpt and Gemini accuracy % i recommend this Ai for all of you specifically for students or competent exams

Tabel 4. *Removing Punctuation*

Sebelum	Sesudah
Deepseek the best ai and perfect automatic answer	Deepseek best ai perfect automatic answer

Tabel 5. *Stopword Removal*

Sebelum	Sesudah
<i>I wouldnt say the app its bad, it is not but there could be some more to it for example the app keeps crushing - it says the server its full and to try it later on- and its a bit hard to shape it as in to reshape it- it needs constant reminding</i>	<i>wouldnt say app bad, could - example app keeps crushing - says server full try later on- bit hard shape - reshape it- needs constant reminding,</i>

Tabel 6. *Tokenizing*

Sebelum	Sesudah
<i>I made fifty million dollars with this program Thanks to the lizard eating brothers</i>	[<i>'I', 'made', 'fifty', 'million', 'dollars', 'with', 'this', 'program', 'Thanks', 'to', 'the', 'lizard', 'eating', 'brothers'</i>]

4.3. Transformation (TF-IDF)

Transformasi data dilakukan dengan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode ini mengubah teks menjadi representasi vektor numerik berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, dengan mempertimbangkan keunikan kata tersebut di seluruh korpus. Dalam penelitian ini, 5000 fitur teratas dipilih (`max_features=5000`) untuk menyeimbangkan antara kekayaan informasi dan kompleksitas model. Data hasil transformasi TF-IDF kemudian dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) dengan `random_state=42` untuk memastikan reproduksibilitas hasil.



Gambar 2. Word Cloud Kata-kata Penting dari *TF-IDF*

Berdasarkan word cloud pada gambar 2, dapat disimpulkan bahwa kata “*answer*”, “*always*”, “*amazing*”, dan “*ai*” memiliki bobot *TF-IDF* lebih tinggi. Hal ini menjelaskan bahwa pengguna sering membahas tingkat kemampuan jawaban yang diberikan oleh aplikasi *DeepSeek AI*.

4.4. Training Model dengan Naïve Bayes

Model klasifikasi Multinomial Naive Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan. Model ini dipilih karena efektivitasnya dalam klasifikasi teks, terutama untuk dokumen pendek seperti ulasan aplikasi, serta kemampuannya untuk menangani dataset dengan jumlah fitur yang besar.

- Model dilatih menggunakan data latih (X_{train} , y_{train}).
- Setelah pelatihan, model digunakan untuk memprediksi data uji (X_{test}).

4.5. Evaluasi Model

Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang cukup baik dalam klasifikasi sentimen ulasan Deepseek. Akurasi model mencapai 87,77%, yang menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen secara

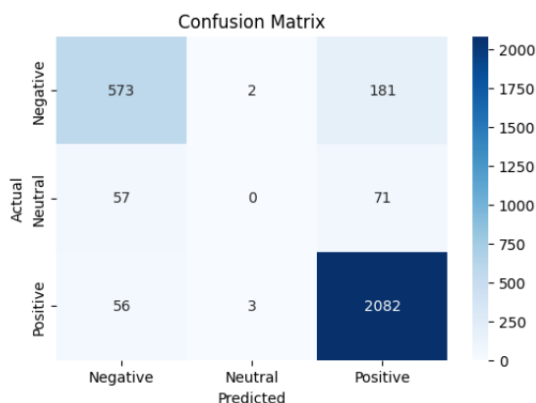
keseluruhan. Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, classification report, dan *confusion matrix*.

Tabel 7. *Confusion Matrix*

	Predicted Positive	Predictive Negative
Actual Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Actual Negative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Keterangan:

- True Positive (TP), yaitu jumlah kasus saat model memprediksi positif, label juga positif.
 - False Positive (FP): yaitu jumlah kasus saat model memprediksi positif, label sebenarnya negatif.
 - True Negative (TN): yaitu jumlah kasus saat model memprediksi negatif, label juga negatif.
 - False Negative (FN): yaitu jumlah kasus saat model memprediksi negatif, label sebenarnya positif.
- Sentimen positif memiliki tingkat keberhasilan tertinggi.
 - Sentimen netral memiliki akurasi yang rendah.



Gambar 3. Confusion Matrix Model Naïve Bayes

Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif, namun masih mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi sentimen netral.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma *Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi DeepSeek AI di Google Play Store. Melalui tahapan preprocessing data yang mencakup case folding, digit removal, punctuation removal, stopword removal, tokenizing, serta transformasi TF-IDF, model berhasil mengklasifikasikan sentimen pengguna dengan tingkat akurasi sebesar 87,77%. Hasil ini menunjukkan bahwa *Naïve Bayes*, khususnya varian *Multinomial*, cukup efektif dalam mengolah teks

ulasan aplikasi yang bersifat singkat dan tidak terstruktur, terutama untuk klasifikasi sentimen positif dan negatif. Namun demikian, model masih menghadapi tantangan dalam mendeteksi sentimen netral secara akurat, yang mengindikasikan perlunya pendekatan tambahan untuk meningkatkan sensitivitas model terhadap ekspresi yang ambigu atau kontekstual.

Berdasarkan hasil tersebut, disarankan agar penelitian selanjutnya mempertimbangkan penggunaan pendekatan hibrid seperti penggabungan *Naïve Bayes* dengan algoritma *ensemble* atau *deep learning* ringan, guna meningkatkan performa klasifikasi, khususnya pada kelas netral. Selain itu, peningkatan pada tahap *feature engineering* dengan mempertimbangkan konteks emosional, penggunaan emoji, dan sarkasme dapat memperkaya kemampuan model dalam menangkap nuansa sentimen yang lebih kompleks. Penggunaan dataset yang lebih seimbang dan diversifikasi sumber ulasan, seperti dari media sosial dan forum diskusi teknologi, juga diharapkan dapat meningkatkan generalisasi dan validitas hasil. Dengan demikian, analisis sentimen yang dilakukan tidak hanya menjadi alat evaluatif terhadap persepsi pengguna, tetapi juga berkontribusi langsung dalam penyempurnaan kualitas layanan aplikasi berbasis kecerdasan buatan seperti DeepSeek AI.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Karyadi, "PEMANFAATAN KECERDASAN BUATAN DALAM MENDUKUNG PEMBELAJARAN MANDIRI," vol. 8, no. 2, pp. 253–258, doi: 10.32832/educate.v8i02.14843.
- [2] DeepSeek-AI *et al.*, "DeepSeek LLM: Scaling Open-Source Language Models with Longtermism," Jan. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2401.02954>
- [3] I. Suwahyu, S. Taurid, O. Madi, A. A. Taufiq, A. Faiz, and N. Rasyid, "Analisis Pengaruh Kepercayaan dan Pemanfaatan Teknologi Terhadap Penggunaan Chat-GPT," *INTEC Journal: Information Technology Education Journal*, vol. 3, no. 2, 2024.
- [4] D. Panca Wilie, "Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Chatgpt di Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/charunisa/ChatGPT-sentiment-analysis>.
- [5] S. Alpin Rizaldi, S. Alam, and I. Kurniawan, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI JMO (JAMSOSTEK MOBILE) PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES 1)," vol. 2, no. 3, pp. 109–117, 2023, doi: 10.55123.
- [6] M. Zahirma, "Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi Analisis Sentimen terhadap Review Penggunaan Produk Sunscreen dengan menggunakan

- Algoritma Naive Bayes Classifier Sentiment Analysis of Sunscreen Product Reviews using Naive Bayes Classifier Algorithm,” 2025. [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [7] A. Kaharudin, A. Agus Supriyadi, H. Baitika, and M. Derryanur, “OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer dan Science Analisis Sentimen pada Media Sosial dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naïve Bayes: Kajian Literatur Review,” vol. 2, no. 6, 2023, [Online]. Available: <https://harzing.com/resources/publish-or-perish>
- [8] R. Hakiki and A. Pambudi, “Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications Classification of Public Sentiment Toward 2024 Presidential Candidates on Social Media Platform X Using Naïve Bayes Algorithm,” 2024. [Online]. Available: <https://ioinformatic.org/>
- [9] F. Abei, A. A. Sulaeman, and S. Suprpto, “Twitter Sentiment Towards 2024 Jakarta Governor Candidates With Naïve Bayes Algorithm,” *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, vol. 7, no. 1, pp. 265–277, Jan. 2025, doi: 10.47709/cnahpc.v7i1.5358.
- [10] W. Zhang, Y. Deng, B. Liu, S. J. Pan, and L. Bing, “Sentiment Analysis in the Era of Large Language Models: A Reality Check,” May 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2305.15005>
- [11] J. Broekens, B. Hilpert, S. Verberne, K. Baraka, P. Gebhard, and A. Plaat, “Fine-grained Affective Processing Capabilities Emerging from Large Language Models,” Sep. 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2309.01664>