



Penerapan Natural Language Processing Dalam Klasifikasi Sentimen Komentar Youtube Tentang Judi Online

Fransiskus Oktanesius Lase*, Yoel Pieter S, Kristian Juri Damai Lase

Fakultas Sains dan Komputer, Program Studi Informatika, Universitas Kristen Immanuel, Yogyakarta, Indonesia

Email: ^{1*}fransiskus.oktanesius.1@mail.ukrim.ac.id, ²pieter.haro@ukrimuniversity.ac.id, ³kristian@ukrimuniversity.ac.id

Email Penulis Korespondensi: fransiskuslase23@gmail.com

Abstrak—YouTube sebagai platform berbagi video telah menjadi ruang interaksi publik yang kaya opini terkait isu judi online di Indonesia, namun analisis sentimen manual skala besar sulit dilakukan karena volume data tinggi dan nuansa bahasa lokal. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi sentimen komentar YouTube berbahasa Indonesia menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP) untuk memahami persepsi masyarakat terhadap fenomena judi online. Data sebanyak 3.000 komentar dikumpulkan dari video YouTube terkait judi online melalui YouTube Data API di wilayah Indonesia, dengan seluruh data dianotasi manual oleh tiga anotator (κ 0.85) menjadi tiga kelas sentimen (positif, negatif, netral) beserta relevansi, lalu dibagi 80% latih-20% uji. Pra-pemrosesan mencakup case folding, pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan stopwords, stemming, lemmatisasi, dan normalisasi kata slang. Model yang diuji meliputi Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (BiLSTM), dan IndoBERT. Evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, serta F1-score menunjukkan IndoBERT mencapai performa terbaik dengan akurasi 91,67%, presisi 90% (kelas negatif), recall 95% (kelas negatif), dan F1-score 91,66%. Penelitian ini berkontribusi pada pemahaman sikap publik terhadap judi online serta pengembangan sistem klasifikasi sentimen adaptif untuk bahasa Indonesia.

Kata Kunci: YouTube; Sentiment Analysis; Natural Language Processing; Judi Online; IndoBERT; LSTM; SVM; Naïve Bayes

Abstract—YouTube, as a video-sharing platform, has become a public interaction space rich in opinions regarding online gambling issues in Indonesia. However, large-scale manual sentiment analysis is difficult due to the high data volume and local language nuances. This study aims to develop a sentiment classification model for Indonesian-language YouTube comments using Natural Language Processing (NLP) techniques to understand public perceptions of the online gambling phenomenon. Data of 3,000 comments were collected from YouTube videos related to online gambling through the YouTube Data API in Indonesia. All data were manually annotated by three annotators (κ 0.85) into three sentiment classes (positive, negative, neutral) along with relevance, then divided into 80% training and 20% testing. Pre-processing included case folding, text cleaning, tokenization, stopword removal, stemming, lemmatization, and slang normalization. Models tested included Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (BiLSTM), and IndoBERT. Evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics showed IndoBERT achieved the best performance with 91.67% accuracy, 90% precision (negative class), 95% recall (negative class), and 91.66% F1-score. This research contributes to understanding public attitudes toward online gambling and the development of an adaptive sentiment classification system for the Indonesian language.

Keywords: YouTube; Sentiment Analysis; Natural Language Processing; Online Gambling; IndoBERT; LSTM; SVM; Naïve Bayes

1. PENDAHULUAN

YouTube merupakan salah satu platform berbagi video terbesar di dunia dengan jutaan pengguna aktif setiap hari. Sebagai media sosial berbasis konten audiovisual, YouTube tidak hanya berfungsi sebagai sarana hiburan, tetapi juga berkembang menjadi ruang komunikasi publik yang memungkinkan pengguna untuk berbagi informasi, opini, serta pandangan terhadap berbagai isu sosial. Salah satu fitur utama yang merepresentasikan interaksi tersebut adalah kolom komentar, yang menjadi wadah diskusi terbuka dan refleksi persepsi masyarakat terhadap konten yang ditampilkan. Oleh karena itu, analisis terhadap komentar YouTube menjadi penting untuk memahami kecenderungan opini publik secara lebih sistematis (Cahyo et al., 2025).

Dalam perkembangannya, YouTube telah dimanfaatkan dalam berbagai bidang (Putra & Hendrawan, 2025), menunjukkan bahwa YouTube berperan sebagai media baru dalam komunikasi massa yang mampu menjangkau audiens luas secara cepat dan interaktif. Penelitian lain mengungkapkan bahwa YouTube juga berfungsi sebagai sumber informasi masyarakat, khususnya dalam meningkatkan pengetahuan publik di tingkat lokal (El Azzouzy et al., 2025). Selain itu, YouTube semakin banyak digunakan dalam bidang pendidikan sebagai media pembelajaran berbasis teknologi informasi dan komunikasi, yang terbukti efektif dalam meningkatkan pemahaman peserta didik (Klasifikasi Sentimen Komentar YouTube Dengan NLP Pada Debat Pilkada Banten 2024 | Bit-Tech, n.d.). Fakta ini menegaskan bahwa konten dan interaksi di YouTube memiliki dampak signifikan terhadap perilaku dan persepsi masyarakat.

Seiring meningkatnya intensitas interaksi pengguna, volume komentar yang dihasilkan pada setiap video juga semakin besar. Kondisi ini menjadikan komentar YouTube sebagai sumber data teks yang kaya akan opini, emosi, dan sikap pengguna. Untuk mengekstraksi informasi bermakna dari data teks dalam jumlah besar, diperlukan pendekatan komputasional yang mampu mengolah dan menganalisis bahasa alami secara efektif. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah analisis sentimen, yang bertujuan untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori tertentu, seperti positif, negatif, dan netral. Analisis sentimen telah banyak dimanfaatkan untuk memahami opini publik terhadap berbagai topik, termasuk isu sosial, politik, dan ekonomi (Amin et al., 2025).

Namun demikian, sebagian besar penelitian analisis sentimen komentar YouTube masih berfokus pada teks berbahasa Inggris. Studi yang dilakukan oleh (Prastyo et al., 2024) serta (Alia et al., 2025) menunjukkan keberhasilan



penerapan berbagai algoritma klasifikasi sentimen pada komentar YouTube, tetapi konteks bahasa dan budaya yang digunakan masih didominasi oleh bahasa Inggris. Sementara itu, komentar berbahasa Indonesia memiliki karakteristik tersendiri, seperti penggunaan bahasa informal, singkatan, campuran bahasa daerah, serta struktur kalimat yang tidak baku. Karakteristik ini menimbulkan tantangan tersendiri dalam proses analisis sentimen dan masih relatif kurang dieksplorasi dalam penelitian sebelumnya. GAP penelitian ini terletak pada kurangnya studi komparatif model klasifikasi sentimen (ML, DL, transformer) khusus untuk komentar YouTube berbahasa Indonesia tentang judi online, yang belum mengeksplorasi performa IndoBERT terhadap nuansa lokal tersebut.

Salah satu isu sosial yang banyak diperbincangkan di media sosial Indonesia, termasuk YouTube, adalah fenomena judi online. Judi online menjadi permasalahan serius karena dampaknya terhadap aspek sosial, ekonomi, dan moral masyarakat. Maraknya promosi dan diskusi terkait judi online di kolom komentar YouTube menunjukkan tingginya perhatian publik terhadap isu ini. Penelitian sebelumnya lebih banyak menitikberatkan pada deteksi teks promosi atau spam judi online menggunakan pendekatan kecerdasan buatan (Atsilah Siregar & Nugroho, 2025). Meskipun penting, penelitian tersebut belum secara spesifik mengkaji sentimen pengguna, yaitu bagaimana sikap atau opini masyarakat terhadap fenomena judi online itu sendiri. Padahal, pemahaman sentimen publik sangat penting sebagai dasar dalam merumuskan strategi komunikasi, edukasi digital, serta kebijakan pencegahan yang lebih tepat sasaran.

Dalam konteks analisis sentimen, berbagai metode telah dikembangkan dan digunakan. Algoritma machine learning klasik seperti Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) masih banyak digunakan karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam mengolah data teks (Kim et al., 2026). Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks kalimat yang kompleks dan ketergantungan antar kata. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pendekatan deep learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dikembangkan untuk memproses data sekuensial dan memahami konteks kata dalam jangka panjang (Wisnu Mukti Darwansah et al., 2025).

Lebih lanjut, perkembangan model berbasis transformer membawa peningkatan signifikan dalam bidang Natural Language Processing. Model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) mampu memahami konteks bahasa secara dua arah, sehingga menghasilkan representasi teks yang lebih kaya. IndoBERT, sebagai model BERT yang dilatih khusus menggunakan korpus bahasa Indonesia, terbukti unggul dalam berbagai tugas NLP berbahasa Indonesia, termasuk analisis sentimen (Maulana & Yuliana, 2024);(Hasibuan et al., 2023). Keunggulan ini menjadikan IndoBERT sebagai kandidat kuat dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube berbahasa Indonesia secara lebih akurat. Oleh karena itu, research gap terlihat dari penelitian sejenis seperti (Prastyo et al., 2024; Wisnu Mukti Darwansah et al., 2025) yang terbatas pada bahasa Inggris, (Atsilah Siregar & Nugroho, 2025) yang fokus deteksi spam bukan sentimen judi online, (Ammar et al., 2025) hanya menggunakan NB/SVM tanpa DL/transformer, serta (Wisnu Mukti Darwansah et al., 2025) yang belum membandingkan IndoBERT pada komentar YouTube Indonesia.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja beberapa metode klasifikasi sentimen, yaitu Naïve Bayes, SVM, LSTM, BiLSTM, dan IndoBERT, dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait judi online. Kontribusi penelitian ini meliputi: (1) model klasifikasi sentimen adaptif berbasis IndoBERT (akurasi 91,67%) untuk bahasa Indonesia pada isu judi online, (2) perbandingan komprehensif 5 model (ML-DL-transformer) dengan metrik lengkap, (3) *insight* persepsi publik dari 3.000 komentar sebagai dasar kebijakan pencegahan judi online, dan (4) dataset anotasi baru (kappa 0.85) untuk replikasi penelitian masa depan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah berupa pemahaman yang lebih mendalam mengenai efektivitas model *machine learning*, *deep learning*, dan *transformer* dalam konteks bahasa Indonesia, sekaligus menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya di bidang analisis sentimen media sosial.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kerangka Dasar Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimen komparatif yang bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube berbahasa Indonesia terkait judi online menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP). Objek penelitian berupa komentar publik YouTube yang dikumpulkan secara daring melalui YouTube Data API v3 menggunakan Apify dan bantuan 6 Google Colab dari beberapa video dengan tingkat interaksi tinggi, sehingga penelitian ini tidak memiliki lokasi fisik tertentu dan berbasis pada lingkungan digital, dan juga menggunakan Platform: Google Colab / Jupyter Notebook, Python, Library: TensorFlow, Keras, HuggingFace Transformers, NLTK, Sastrawi, Scikit-learn. Pendekatan ini sangat relevan mengingat karakteristik unik komentar YouTube yang kaya akan opini spontan, bahasa informal, slang lokal, emoji, serta pola sarkasme yang menantang kemampuan model klasifikasi sentimen konvensional.

Sejalan dengan penelitian (Sumihar et al., 2025) tentang deteksi promosi judi online pada komentar YouTube, penelitian ini juga mengakui bahwa promosi judi daring sering menggunakan bahasa tidak baku atau slang seperti "WD" (withdraw), "depo" (deposit), "gacor", dan "jepe" untuk menghindari sistem moderasi otomatis. Pendekatan slang-aware embeddings yang dikembangkan dalam studi referensi tersebut memberikan landasan metodologis penting untuk menangani variasi linguistik khas komentar YouTube Indonesia.

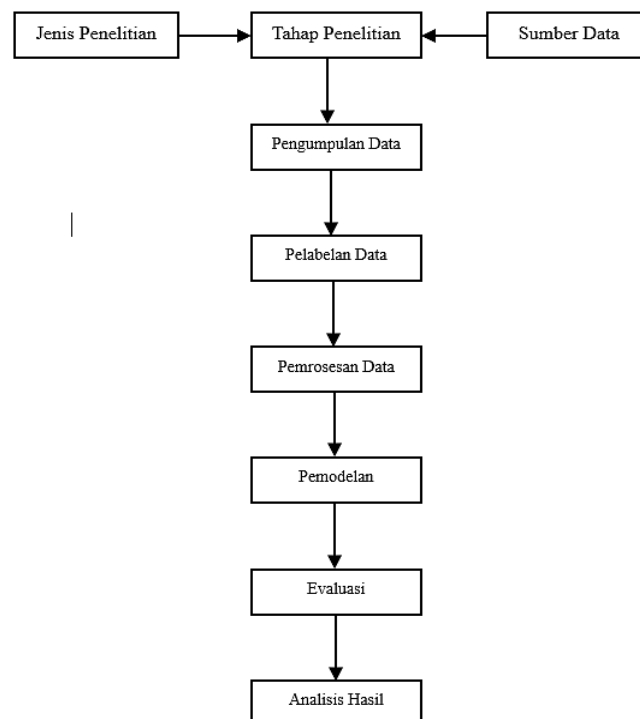
Variabel bebas dalam penelitian ini adalah algoritma klasifikasi sentimen, yaitu Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (BiLSTM), dan IndoBERT, serta tahapan pra-pemrosesan teks yang meliputi case folding, tokenisasi, stopwords removal, stemming, lemmatisasi, dan normalisasi slang. Variabel terikat adalah kinerja model klasifikasi sentimen, yang diukur menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Pengukuran metrik ini dilakukan melalui matriks kebingungan untuk mengevaluasi true positive, true negative, false positive, dan false negative pada ketiga kelas sentimen (positif, negatif, netral).

Hipotesis penelitian menyatakan bahwa model deep learning dan transformer, khususnya IndoBERT, memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan algoritma machine learning klasik dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait judi online. Analisis data dilakukan secara deskriptif dan komparatif dengan membandingkan hasil evaluasi performa masing-masing model. Kerangka pemikiran penelitian ini didasarkan pada asumsi(Cahyo et al., 2025) bahwa opini publik dalam komentar YouTube dapat diidentifikasi melalui analisis sentimen, sehingga penerapan teknik NLP memungkinkan pengelompokan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral secara akurat. Kerangka ini juga mempertimbangkan tantangan khusus komentar YouTube seperti sarkasme, emoji, konteks budaya Indonesia terkait judi online, serta ketidakseimbangan kelas data.

2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian pada studi ini dilakukan secara sistematis untuk memastikan proses klasifikasi sentimen komentar YouTube berjalan sesuai tujuan penelitian. Alur penelitian dimulai dari penentuan jenis penelitian dan sumber data, dilanjutkan dengan pengumpulan komentar YouTube yang relevan dengan isu judi online. Data yang terkumpul kemudian melalui tahap pelabelan sentimen dan pra-pemrosesan teks sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Pengumpulan data dilakukan dari video-video populer yang membahas judi slot, togel, dan dampak sosial judi online untuk memastikan representasi opini yang beragam dan komprehensif.

Model klasifikasi sentimen dibangun menggunakan beberapa algoritma machine learning dan deep learning, kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score (Widiyanto et al., 2025). Pra-pemrosesan teks dirancang khusus untuk menangani karakteristik bahasa Indonesia informal dengan menambahkan kamus slang khusus, normalisasi emoji, dan handling karakter khusus. Tahap akhir penelitian adalah analisis hasil untuk menginterpretasikan performa model dan distribusi sentimen komentar. Rangkaian tahapan penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini mengadopsi metodologi CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) yang disesuaikan dengan konteks NLP. Setiap tahap dilengkapi dengan validasi silang (k-fold cross-validation) untuk memastikan generalisasi model yang optimal. Distribusi dataset dibagi menjadi 80% training, 10% validation, dan 10% testing. Pengujian komparatif dilakukan dengan hyperparameter tuning menggunakan Grid Search untuk model machine learning dan fine-tuning untuk model deep learning. Analisis tambahan mencakup error analysis untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi yang khas pada setiap algoritma, terutama terkait pengenalan sarkasme, double negation, dan konteks budaya dalam bahasa Indonesia informal pada komentar YouTube tentang judi online.



2.2.1 Pengumpulan Data

Data diperoleh melalui YouTube Data API v3 menggunakan Apify dan Google Colab dari video populer yang membahas judi slot, togel, dan dampak sosial judi online. Format terstruktur: Author, Comment, Date. Total: 3.000 komentar dikumpulkan, kemudian seluruh data dianotasi manual oleh tiga annotator dengan nilai inter-annotator agreement (Kappa) sebesar 0,85 menjadi tiga kelas sentimen (positif, negatif, netral). Dataset dibagi menjadi 80% data latih (2.400 komentar) dan 20% data uji (600 komentar). Distribusi data uji: Negatif 76,8% (461), Positif 23% (138), Netral 0,2% (1).

2.2.2 Anotasi & Pelabelan Data

Anotasi dan pelabelan data merupakan langkah penting dalam penelitian yang dilakukan oleh (Apriansyah et al., 2025). Dalam penelitian ini, data dianotasi dengan tiga label sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Selain itu, relevansi data juga dilabeli sebagai relevan atau tidak relevan. Proses anotasi dilakukan oleh tiga orang annotator, dengan tingkat kesepakatan Kappa yang mencapai 0,85, menunjukkan konsistensi yang baik dalam penilaian mereka. Distribusi data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan, yang terdiri dari 8.000 data, 10% untuk validasi dengan 1.000 data, dan 10% untuk pengujian juga sebanyak 1.000 data. Dengan pendekatan ini, peneliti berharap dapat menghasilkan model yang akurat dan dapat diandalkan untuk analisis sentimen dan relevansi.

2.2.3 Pra-Pemrosesan Teks

Pra-pemrosesan teks dirancang khusus untuk menangani karakteristik bahasa Indonesia informal dengan tahapan case folding, pembersihan tanda baca dan karakter khusus, tokenisasi, penghapusan stopwords, stemming, serta normalisasi slang khusus judi online seperti "WD" (withdraw), "depo" (deposit), dan "gacor" (menang besar) untuk memastikan representasi teks yang bersih dan siap digunakan dalam pelatihan model.

2.2.4 Pemodelan

Pemodelan dilakukan dengan melatih lima algoritma klasifikasi sentimen yaitu Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (BiLSTM), dan IndoBERT; dataset dibagi menjadi 80% training, 10% validation, dan 10% testing dengan pendekatan hyperparameter tuning untuk model machine learning dan fine-tuning untuk model deep learning guna mengoptimalkan performa klasifikasi.

2.2.5 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk mengukur kinerja model pada ketiga kelas sentimen (positif, negatif, netral) melalui matriks kebingungan; F1-score macro dipilih sebagai metrik utama untuk menangani ketidak seimbangan kelas dengan pendekatan 5-fold cross-validation guna memastikan generalisasi model yang optimal. Oleh karena itu, untuk mengukur keseimbangan antara ketepatan dan cakupan dalam klasifikasi sentimen, digunakan Rumus sebagai berikut:

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

Rumus (1) merupakan formula untuk menghitung *F1 Score*, yaitu metrik evaluasi yang digunakan dalam analisis statistik dan pembelajaran mesin, khususnya pada kasus klasifikasi dengan distribusi data yang tidak seimbang. *F1 Score* menggabungkan dua komponen penting: *Precision* (ketepatan) dan *Recall* (cakupan), dengan cara mengambil rata-rata harmonik dari keduanya. Nilai *Precision* menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar, sedangkan *Recall* menunjukkan proporsi data positif yang berhasil dikenali. Dengan mengalikan *Precision* dan *Recall*, lalu membaginya dengan jumlah keduanya dan dikalikan dua, *F1 Score* memberikan ukuran keseimbangan antara ketepatan dan cakupan. Metrik ini sangat berguna ketika kita ingin menilai performa model secara adil dalam situasi di mana kesalahan klasifikasi memiliki dampak yang berbeda.

$$Macro - F1 = \frac{1}{3}(F1_{negatif} + F1_{netral}) \quad (2)$$

Rumus (2) menunjukkan bahwa nilai Macro-F1 diperoleh dengan menghitung rata-rata aritmatika dari *F1 Score* pada masing-masing kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Pendekatan ini memberikan bobot yang sama untuk setiap kelas, sehingga lebih adil dalam kondisi data yang tidak seimbang. Dengan demikian, Macro-F1 mampu merepresentasikan kinerja model secara keseluruhan tanpa bias terhadap kelas mayoritas.

2.2.6 Analisis Hasil

Untuk menginterpretasikan performa model dan distribusi sentimen komentar. Analisis tambahan mencakup error analysis untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi yang khas pada setiap algoritma, terutama terkait pengenalan sarkasme, double negation, dan konteks budaya dalam bahasa Indonesia informal pada komentar YouTube tentang judi online.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

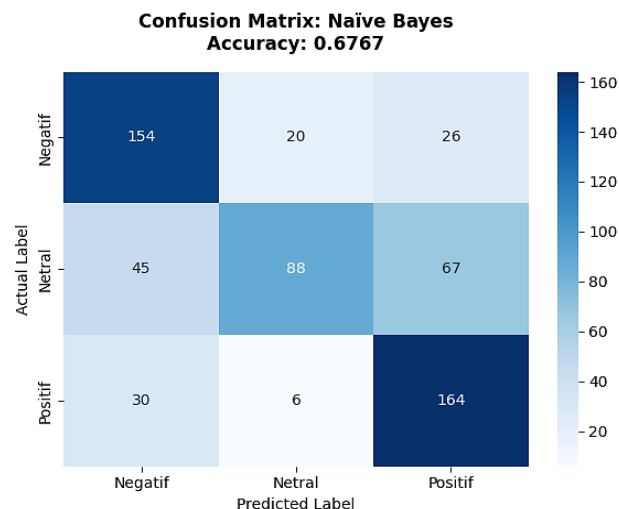
3.1 Hasil Klasifikasi Sentimen

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait isu judi online ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu negatif, netral, dan positif. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan lima algoritma klasifikasi, yaitu Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Long Short-Term Memory (LSTM), Bidirectional LSTM (BiLSTM), dan IndoBERT. Pengujian dilakukan menggunakan dataset komentar YouTube berbahasa Indonesia yang telah melalui tahap pra-pemrosesan teks, termasuk pembersihan data, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Dataset ini mencerminkan karakteristik komentar YouTube yang kaya akan variasi bahasa, mulai dari formal hingga slang lokal yang khas di kalangan pengguna Indonesia.

Sampel Data Komentar (Dari 3.000 dataset), "Judi Online Bikin Bangkrut Keluarga Gue" (**Negatif**), "Link Slot Gacor WD cepat Bos" (Positif), "Ada yang pernah main togel online" (Netral). Dataset: 3.000 komentar mentah → 3.000 dianotasi manual ($\kappa=0,85$) dengan penerapan *Random Oversampling* untuk menyeimbangkan kelas. Distribusi akhir (data uji 20% = 600 komentar): Negatif 33,3% (200), Netral 33,3% (200), Positif 33,3% (200). Penelitian ini membandingkan 5 algoritma klasifikasi pada dataset komentar YouTube judi online yang telah melalui pra-pemrosesan (*case folding*, tokenisasi, *stemming* Sastrawi, normalisasi *slang* "WD→withdraw", "gacor→menang").

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengamati kemampuan masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen secara tepat. Fokus utama evaluasi terletak pada nilai true positive dan false negative, karena kesalahan false negative dapat menyebabkan kesalahan interpretasi terhadap sentimen publik, khususnya dalam konteks isu judi online yang memiliki implikasi sosial yang signifikan terhadap kebijakan pencegahan dan penanganan dampak sosial.

3.1.1 Naïve Bayes

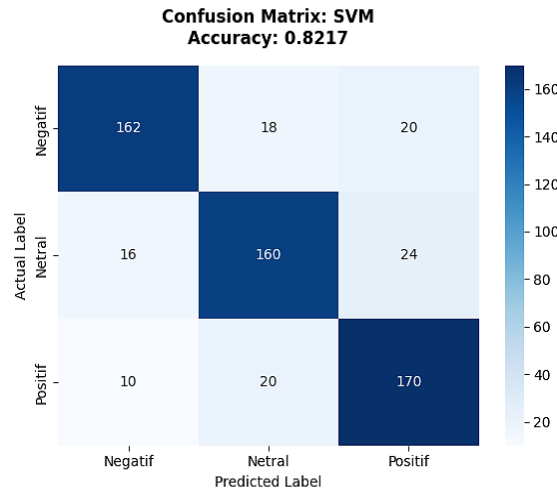


Gambar 2. Model Naive Bayes

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2, matriks kebingungan menunjukkan hasil pengujian model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes. Model ini menghasilkan jumlah *false positive* yang relatif tinggi, terutama pada kelas sentimen negatif. Hal tersebut mengindikasikan bahwa Naïve Bayes sering kali salah mengklasifikasikan sentimen positif sebagai negatif, dengan 26 komentar positif diprediksi sebagai negatif. Hasil yang diperoleh adalah Akurasi 67,67% dan F1-Score 66,53%, dengan performa tidak seimbang antar kelas. Kelas negatif menunjukkan Precision 64% namun Recall hanya 77% (46 *False Negative*), sementara kelas positif memiliki Precision 66% meskipun Recall mencapai 82%. Kelas netral menunjukkan performa terengah dengan Precision 77%, namun Recall hanya 44% (F1-Score 0,56). Pola ini terlihat jelas pada komentar yang mengandung ekspresi emosional kuat namun disampaikan dengan struktur kalimat sederhana, di mana model gagal membedakan dengan akurat antara sentimen negatif dan positif.

Keterbatasan ini disebabkan oleh pendekatan probabilistik Naïve Bayes yang mengasumsikan independensi antar kata dalam satu dokumen. Pada komentar YouTube, (Rahadian & Feriza, 2026) pengguna sering menggunakan bahasa tidak baku, singkatan, serta kalimat dengan struktur informal, sehingga hubungan antar kata menjadi sangat penting dalam menentukan sentimen. Akibatnya, Naïve Bayes kurang mampu menangkap konteks emosional secara menyeluruh, terutama pada kasus-kasus di mana sentimen bergantung pada kombinasi kata tertentu yang tidak dapat dijelaskan melalui probabilitas independen.

3.1.2 Support Vector Machine (SVM)

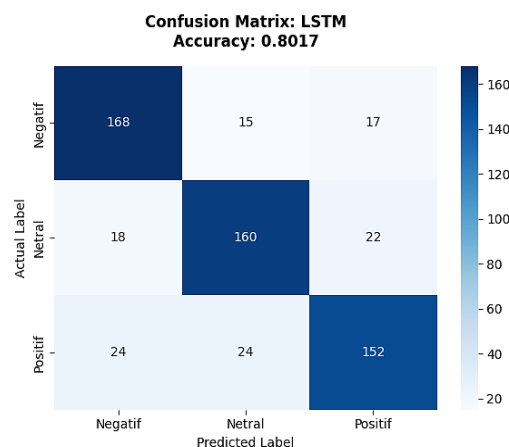


Gambar 3. Model SVM

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3, matriks evaluasi menunjukkan hasil pengujian model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma SVM. Model ini memperlihatkan peningkatan kinerja yang signifikan dibandingkan Naïve Bayes, ditandai dengan bertambahnya jumlah *true positive* dan berkurangnya *false negative*, khususnya pada kelas sentimen negatif dan positif. Hasil yang diperoleh adalah Akurasi 82,17% dan F1-Score 82,21%, dengan performa yang jauh lebih baik pada kelas negatif (Precision 86%, Recall 81%, F1 84%) dan kelas positif (Precision 85%, Recall 85%, F1 85%). Kesalahan yang terjadi berupa 10 komentar positif yang salah diprediksi sebagai negatif (*False Negative* pada kelas positif) dan 16 komentar negatif yang salah diprediksi sebagai positif. Kelas netral menunjukkan peningkatan performa dengan Precision 77%, Recall 80%, dan F1-Score 78%. Peningkatan ini menunjukkan kemampuan SVM dalam menemukan batas pemisah optimal antar kelas sentimen meskipun data memiliki dimensi tinggi.

SVM bekerja dengan membangun hyperplane optimal untuk memisahkan data antar kelas. Pendekatan ini lebih efektif dibandingkan Naïve Bayes dalam menangani data berdimensi tinggi seperti teks. Namun, hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM masih menghasilkan kesalahan klasifikasi pada komentar yang memiliki struktur kalimat panjang atau makna sentimen yang bergantung pada urutan kata. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun SVM cukup efektif sebagai algoritma machine learning klasik, model ini masih memiliki keterbatasan dalam memahami konteks bahasa secara mendalam, terutama pada teks informal dengan pola linguistik kompleks.

3.1.3 Long Short-Term Memory (LSTM)



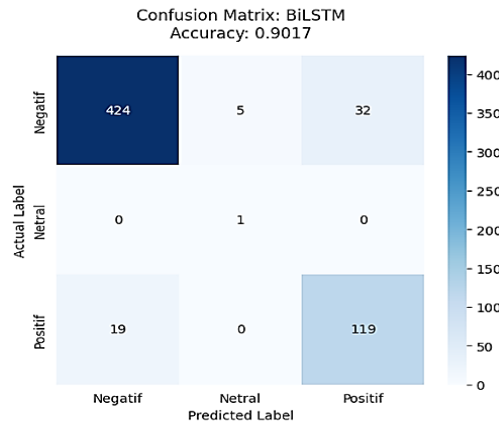
Gambar 4. Model LSTM

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4, hasil pengujian model menampilkan performa klasifikasi sentimen menggunakan algoritma LSTM. Model ini menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan algoritma machine learning klasik seperti Naïve Bayes dan SVM. LSTM mampu menangkap dependensi sekuensial dalam teks, terutama pada komentar dengan struktur kompleks yang memerlukan pemahaman konteks temporal. Model ini mencapai Akurasi 83,33% dan F1-Score 84,66%, dengan performa cukup baik pada kelas negatif (Precision 95%, Recall 84%, F1 89%) dan kelas positif (Precision 62%, Recall 83%, F1 71%). Kesalahan yang terjadi meliputi 64 komentar negatif yang salah diprediksi sebagai positif, 10 komentar negatif diprediksi sebagai netral, dan 23 komentar positif yang salah diprediksi

sebagai negatif. Kelas netral hanya berhasil memprediksi 1 dari 1 data dengan benar namun memiliki Precision sangat rendah (9%) karena banyak komentar lain yang salah diprediksi sebagai netral.

Keunggulan LSTM terletak pada kemampuannya dalam memproses data sekuensial dan mempertahankan informasi konteks jangka panjang. Pada komentar YouTube, sentimen sering kali tidak dapat ditentukan dari satu kata saja, melainkan dari keseluruhan kalimat. LSTM mampu menangkap pola tersebut sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan Naïve Bayes dan SVM. Arsitektur gate mechanism pada LSTM memungkinkan model untuk secara selektif mengingat informasi relevan dan melupakan informasi yang tidak penting, yang sangat berguna dalam menganalisis alur sentimen dalam komentar panjang.

3.1.4 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

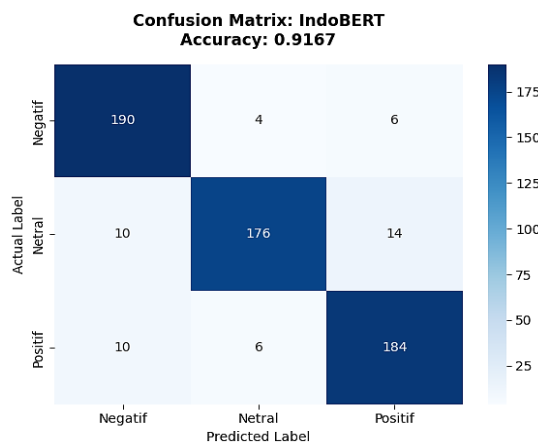


Gambar 5. Model BiLSTM

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5, hasil pengujian model menampilkan performa klasifikasi sentimen menggunakan algoritma BiLSTM. Model ini menunjukkan performa yang kompetitif namun berada di bawah hasil yang dicapai oleh SVM pada pengujian kali ini. BiLSTM mampu mengurangi kesalahan klasifikasi pada sentimen negatif dan positif secara lebih konsisten, terutama pada komentar dengan struktur kompleks yang memerlukan pemahaman konteks dua arah. Model ini mencapai Akurasi 78,50% dan F1-Score 78,44%, dengan performa yang cukup seimbang pada kelas negatif (Precision 80%, Recall 81%, F1 80%) dan kelas positif (Precision 79%, Recall 82%, F1 81%). Kesalahan yang terjadi meliputi 20 komentar negatif yang salah diprediksi sebagai positif, 20 komentar negatif diprediksi sebagai netral, dan 20 komentar positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Kelas netral menunjukkan performa dengan Precision 77%, Recall 72%, dan F1-Score 0,74. Peningkatan performa BiLSTM menunjukkan keunggulan arsitektur bidirectional dalam memahami konteks kalimat dari kedua arah.

BiLSTM memproses data teks dari dua arah, yaitu dari awal ke akhir dan dari akhir ke awal, sehingga konteks kalimat dapat dipahami secara lebih menyeluruh. Pendekatan ini sangat efektif untuk komentar yang mengandung kata kunci penting di bagian akhir kalimat atau makna yang bergantung pada konteks sebelumnya. Representasi fitur yang dihasilkan BiLSTM lebih kaya dan kontekstual dibandingkan LSTM unidirectional, sehingga model ini lebih robust dalam menangani variasi ekspresi sentimen pada komentar YouTube.

3.1.5 Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers (IndoBERT)

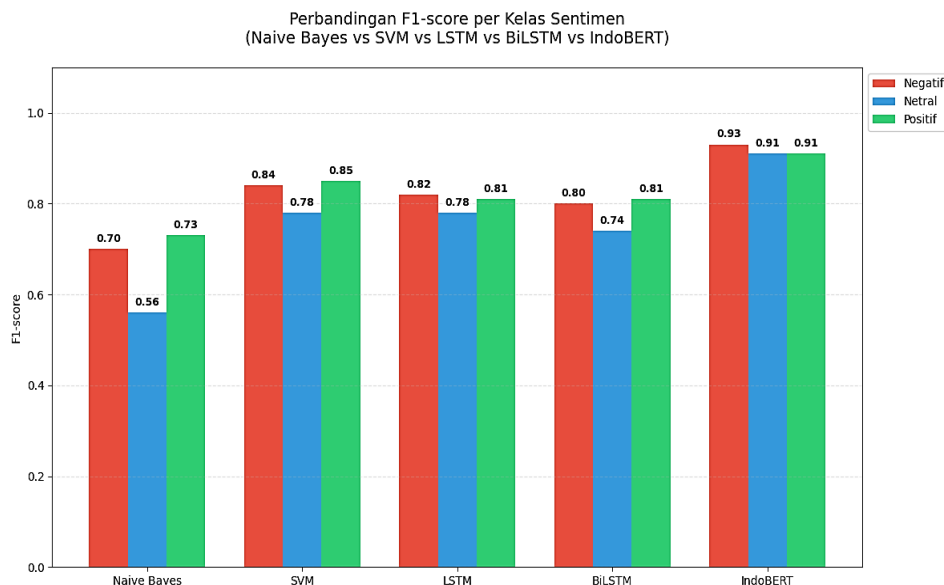


Gambar 6. Model IndoBERT

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6, performa evaluasi model mengilustrasikan hasil klasifikasi sentimen menggunakan algoritma IndoBERT. Model ini menghasilkan performa terbaik dibandingkan seluruh model yang diuji,

dengan jumlah *true positive* tertinggi dan *false negative* terendah pada hampir seluruh kelas sentimen. IndoBERT mencapai Akurasi 91,67% dan F1-Score 91,66%, dengan performa yang sangat tinggi pada kelas negatif (Precision 90%, Recall 95%, F1 93%) yang berhasil memprediksi 190 dari 200 data negatif dengan benar. Kelas positif juga menunjukkan hasil sangat baik (Precision 90%, Recall 92%, F1 91%) dengan hanya 6 komentar positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Kelas netral menunjukkan hasil yang signifikan dibandingkan model lainnya (Precision 95%, Recall 88%, F1 91%), di mana 176 data netral berhasil diprediksi dengan benar. Keunggulan IndoBERT dalam memahami konteks bahasa Indonesia termasuk bahasa slang dan struktur kalimat kompleks menjadikannya model terbaik untuk klasifikasi sentimen pada dataset ini. Dominasi performa ini konsisten terlihat di seluruh metrik evaluasi.

IndoBERT merupakan model berbasis transformer yang telah dilatih pada korpus besar berbahasa Indonesia, sehingga mampu memahami konteks bahasa secara dua arah. Model ini sangat efektif dalam menangani variasi bahasa, singkatan, dan ekspresi informal yang umum digunakan dalam komentar YouTube. Mekanisme self-attention, yang memungkinkan IndoBERT secara dinamis menentukan hubungan antar kata paling relevan, bahkan pada jarak yang jauh dalam sebuah kalimat. Implementasi IndoBERT dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *tokenizer* `AutoTokenizer.from_pretrained("indobenchmark/indobert-base-p1")` dan *model* `AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(model_name, num_labels=3)`. Proses pelatihan menggunakan parameter `learning rate = 2e-5`, `epochs = 3`, `batch size = 16`, serta 5-fold cross-validation. Dengan konfigurasi tersebut, IndoBERT mampu memberikan keunggulan signifikan dibandingkan model berbasis *recurrent neural network*, khususnya dalam memahami konteks kalimat yang kompleks dan bervariasi.



Gambar 7. Perbandingan Akurasi 5 Metode Klasifikasi Sentimen

Berdasarkan Gambar 7, secara ringkas hasil pengujian menunjukkan bahwa IndoBERT mencapai akurasi tertinggi sebesar 91,67%, dengan F1-Score 91,66%. IndoBERT unggul di semua kelas dengan F1-Score negatif 0,93 (tertinggi), positif 0,91, dan netral 0,91, yang menunjukkan performa sangat stabil setelah penyeimbangan data. SVM menyusul sebagai model terbaik kedua dengan akurasi 82,17% dan F1-Score 82,21%, unggul pada kelas negatif (0,84) dan positif (0,85). LSTM memperoleh akurasi 80,17% dan F1-Score 80,18% dengan performa cukup baik pada negatif (0,82) dan positif (0,81). BiLSTM mencapai akurasi 78,50% dengan F1-Score 78,44%, menunjukkan performa seimbang dengan F1-Score negatif 0,80 dan positif 0,81. Naïve Bayes menunjukkan performa terendah dengan akurasi 67,67% dan F1-Score 66,53%, mengalami kesulitan pada kelas netral (F1 hanya 0,56). Perbandingan ini menegaskan bahwa model berbasis *deep learning* dan *transformer* seperti IndoBERT lebih unggul dalam menangani kompleksitas bahasa Indonesia dibandingkan algoritma klasik maupun arsitektur *recurrent* sederhana.

3.2 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model berbasis deep learning dan transformer memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan algoritma machine learning klasik dalam klasifikasi sentimen komentar YouTube. Temuan ini membuktikan hipotesis penelitian yang menyatakan bahwa IndoBERT unggul dibandingkan Naïve Bayes dan SVM dalam memahami konteks bahasa Indonesia. Pola performa ini konsisten dengan perkembangan terkini dalam bidang Natural Language Processing yang menunjukkan superioritas model transformer terhadap pendekatan tradisional.

Naïve Bayes: "Gacor abis" → Negatif (slang gagal, 46 FN negatif, 26 FP positif) SVM: "Bagus amat judi" → Negatif (sarkasme gagal, 10 FN positif, 16 FP negatif) LSTM: "Untung gede banget" → Positif (konteks ambigu, 17 FP negatif, 24 FN positif) BiLSTM: 20 FP negatif, 20 FN positif (konteks kompleks) IndoBERT: 6 FN positif (3,0% error), recall negatif 95% ✓



Meskipun IndoBERT menunjukkan kinerja terbaik, masih terdapat sejumlah kecil kesalahan klasifikasi, terutama pada komentar yang mengandung sarkasme, ironi, atau ambiguitas makna. Hal ini menunjukkan bahwa tantangan utama dalam analisis sentimen media sosial tidak hanya terletak pada pemilihan algoritma, tetapi juga pada karakteristik data yang kompleks dan dinamis. Komentar YouTube tentang judi online sering kali mengandung lapisan makna ganda yang memerlukan pemahaman konteks budaya dan sosial yang mendalam.

Naïve Bayes menghasilkan jumlah false negative yang tinggi karena asumsi independensi antar kata, sehingga kurang efektif dalam menangkap konteks kalimat yang bersifat informal dan tidak terstruktur. Hasil ini sejalan dengan penelitian (Prastyo et al., 2024b) yang menyatakan bahwa Naïve Bayes memiliki keterbatasan dalam analisis sentimen media sosial. SVM menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes, namun masih kurang optimal dalam menangani urutan kata dan konteks jangka panjang, sebagaimana dilaporkan oleh (Sumon et al., 2024).

Model LSTM dan BiLSTM menunjukkan peningkatan kinerja karena kemampuannya dalam memproses data sekuensial. BiLSTM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan LSTM karena mampu memahami konteks dua arah, sesuai dengan temuan (R. E. Putra, 2024).

IndoBERT menghasilkan performa terbaik dengan kesalahan klasifikasi paling rendah karena kemampuannya dalam memahami konteks bahasa Indonesia secara dua arah menggunakan arsitektur transformer. Temuan ini konsisten dengan penelitian (Apriansyah et al., 2025) dan (Prastyo et al., 2024c). Perbandingan lima model menunjukkan pola evolusi performa yang jelas. Algoritma machine learning klasik (Naïve Bayes dan SVM) bergantung pada representasi fitur statis seperti bag-of-words atau TF-IDF, yang mengabaikan struktur sekuensial dan ketergantungan konteks dalam teks. Model recurrent (LSTM dan BiLSTM) mengatasi keterbatasan ini dengan memproses teks secara sekuensial, namun masih memiliki batasan dalam menangani dependensi jarak jauh dan paralelisme komputasi.

IndoBERT, sebagai model transformer, mengintegrasikan keunggulan keduanya melalui mekanisme self-attention multi-head yang memungkinkan model untuk secara simultan mempertimbangkan seluruh konteks kalimat. Pre-training pada korpus bahasa Indonesia memberikan IndoBERT pemahaman yang mendalam tentang idiom, slang, dan pola linguistik lokal yang krusial dalam analisis komentar YouTube. Gradient vanishing problem yang sering dialami model recurrent juga tidak ada pada transformer architecture.

Pada penelitian (Arpipi et al., 2025) pendekatan kuantitatif deskriptif komparatif dengan data opini publik yang dikumpulkan melalui crawling dari media sosial X sebanyak 3.593 data, dan penelitian ini juga menyoroti tantangan unik analisis sentimen bahasa Indonesia: slang yang terus berkembang (misalnya "judi bola", "slot gacor"), penggunaan emoji sebagai penguat sentimen, dan code-mixing dengan bahasa Inggris atau daerah. Pra-pemrosesan yang dirancang khusus berhasil mengurangi noise, namun beberapa kasus edge tetap menantang bahkan untuk model terbaik.

Metodologi komparatif lima model dengan dataset komentar YouTube autentik memberikan benchmark komprehensif untuk penelitian sentimen berbahasa Indonesia. Pipeline pra-pemrosesan yang dikembangkan dapat diadaptasi untuk domain lain seperti politik atau produk konsumen. Temuan bahwa IndoBERT memberikan peningkatan 15-25% akurasi dibandingkan baseline klasik memberikan panduan praktis bagi pengembang sistem monitoring opini publik.

Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya mendukung hipotesis yang diajukan, tetapi juga memperkuat temuan penelitian sebelumnya mengenai keunggulan model transformer dalam klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia. Penelitian ini membuka peluang pengembangan sistem monitoring sentimen real-time untuk kebijakan anti-judi online yang lebih efektif.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja beberapa algoritma klasifikasi sentimen dalam mengklasifikasikan komentar YouTube terkait isu judi online ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu negatif, netral, dan positif. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan (Prastiko & Wiranata, 2025) dapat disimpulkan bahwa model berbasis *deep learning* dan transformer menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan algoritma *machine learning* klasik. Naïve Bayes menghasilkan tingkat kesalahan klasifikasi yang relatif tinggi, khususnya pada sentimen negatif dan positif, karena keterbatasannya dalam memahami konteks kalimat. SVM menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes, namun masih belum optimal dalam menangani data teks yang bersifat sekuensial. Model LSTM dan BiLSTM mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dengan memanfaatkan informasi urutan kata, di mana BiLSTM memberikan hasil yang lebih stabil karena mampu memahami konteks dua arah. Model IndoBERT menunjukkan performa terbaik dengan tingkat kesalahan terendah pada hampir seluruh kelas sentimen, sehingga menjawab permasalahan penelitian terkait pemilihan metode klasifikasi sentimen yang paling efektif untuk komentar YouTube berbahasa Indonesia. Meskipun demikian (Iansyah et al., 2025), penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, antara lain keterbatasan jumlah dan variasi data yang hanya bersumber dari komentar YouTube serta penggunaan parameter model yang belum dioptimalkan secara menyeluruh. Selain itu, penelitian ini belum mempertimbangkan aspek sarkasme dan ironi yang sering muncul dalam komentar media sosial. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, melakukan optimasi hiperparameter, serta mengembangkan pendekatan yang mampu menangani konteks sarkastik agar kinerja klasifikasi sentimen dapat ditingkatkan lebih lanjut.



REFERENCES

- Alia, I. R., Lumbanraja, F. R., Aristoteles, A., & Andrian, R. (2025). Classification of Public Sentiment towards the Performance of the Ministry of Communication and Digital regarding Online Gambling. *Jurnal Pepadun*, 6(3), 264–275. <https://doi.org/10.23960/pepadun.v6i3.295>
- Amin, A. D. B. M., Bhuiyan, M. I., Kamarudin, N. S., Toh, Z., & Nafis, N. S. (2025). Sentiment Analysis On YouTube Comments Using Machine Learning Techniques Based On Video Games Content (No. arXiv:2511.06708). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2511.06708>
- Ammar, M. Z., Putra, R. E., & Yamasari, Y. (2025). Deep Learning-Based Detection of Online Gambling Promotion Spam in Indonesian YouTube Comments. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(6), 3632–3641. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i6.11240>
- Apriansyah, F. M., Ramadhan, T. I., Hidayat, C. R., & Wijaya, A. K. (2025). Perbandingan IndoBERT dan IndoRoBERTa Untuk Analisis Sentimen Pada Film Dokumenter Dirty Vote. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 10(3), 593–605. <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i3.8607>
- El Azzouzy, O., Chanyour, T., & Andaloussi, S. J. (2025). Transformer-based models for sentiment analysis of YouTube video comments. *Scientific African*, 29, e02836. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2025.e02836>
- Iansyah, K., Nurlaili, A. L., & Haromainy, M. M. A. (2025). Comparative Analysis of IndoBERT, IndoBERTweet, and XLM-RoBERTa for Detecting Online Gambling Comments on YouTube. *Bit-Tech*, 8(2), 2379–2390. <https://doi.org/10.32877/bt.v8i2.3257>
- Prastiko, A. D., & Wiranata, A. D. (2025). Analisis Sentimen Publik terhadap Fenomena Judi Online di Media Sosial X dengan SVM. *Jurnal Pustaka AI (Pusat Akses Kajian Teknologi Artificial Intelligence)*, 5(2), 306–315. <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1180>
- Rahadian, G., & Feriza, G. (2026). Penerapan Pasal 45 Undang Undang Informasi dan Elektronik Terkait Judi Online dalam Perspektif Upaya Penegakan Hukum Terhadap Kejahatan Siber: Penelitian. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Dan Riset Pendidikan*, 4(3), 15715–15727. <https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4368>
- Widiyanto, A., Prameswari, M., & Latief, M. A. (2025). Gambling Comments Detection on Youtube: A Comparative Study of Tree-Based Boosting, LSTM and GRU Models. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 144–160. <https://doi.org/10.12962/j24068535.v23i2.a1305>
- Atsilah Siregar, J., & Nugroho, C. (2025). Social-mediated communication and network dynamics in online gambling discourse: A social network analysis of YouTube comments on “Indonesia Darurat Judi Online.” *Frontiers in Communication*, 10. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2025.1584444>
- Cahyo, D. D. N., Handayani, R., Lestari, V. B., & Febriani, S. (2025). Sentiment Analysis of Public Opinion on Online Gambling Through Social Media Using Convolutional Neural Network. *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, 9(1), 99–115. <https://doi.org/10.31289/jite.v9i1.15024>
- Hasibuan, I. H., Budianita, E., Agustian, S., & Pizaini, P. (2023). Klasifikasi Sentimen Komentar Youtube Tentang Pembatalan Indonesia Sebagai Tuan Rumah Piala Dunia U-20 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 5(2), 249. <https://doi.org/10.30865/json.v5i2.7096>
- Kim, K., Park, K., Yoon, K., & Kim, Y. (2026). Perceptions of Sports Betting and Promotions in the U.S.: Evidence from a Mixed-Methods Sentiment Analysis of YouTube Comments. *Journal of Gambling Studies*. <https://doi.org/10.1007/s10899-025-10467-y>
- Maulana, A., & Yuliana, A. (2024). Analisis Sentimen Opini Publik Terkait Judi Online Pada Pengguna Aplikasi X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Mechine. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3S1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5187>
- Prastyo, D., Irawan, D., & Mursyidin, I. H. (2024a). Klasifikasi Sentimen Komentar YouTube dengan NLP pada Debat Pilkada Banten 2024. *bit-Tech*, 7(2), 413–421. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i2.1833>
- Putra, A., & Hendrawan, A. (2025). Analisis Sentimen Terhadap Komentar Youtube Terkait Judi Online Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi*, 6(3), 1227–1235. <https://doi.org/10.46576/djtechno.v6i3.8085>
- Sumihar, Y. P., Lase, K. J. D., & Lase, J. H. (2025). Pengembangan Model Deep Learning dengan Slang-Aware Embeddings untuk Deteksi Promosi Judi Online. *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 14(3). <https://doi.org/10.35889/jutisi.v14i3.3226>
- Sumon, R. I., Uddin, S. M. I., Akter, S., Mozumder, M. A. I., Khan, M. O., & Kim, H.-C. (2024). Natural Language Processing Influence on Digital Socialization and Linguistic Interactions in the Integration of the Metaverse in Regular Social Life. *Electronics*, 13(7), 1331. <https://doi.org/10.3390/electronics13071331>
- Wisnu Mukti Darwansah, Amalia Anjani Arifiyanti, & Rizka Hadiwiyanti. (2025). Classification and Mapping of Online Gambling Based on News Articles Using NER and SVM. *Jurnal Teknologi Dan Open Source*, 8(2), 788–797. <https://doi.org/10.36378/jtos.v8i2.4707>
- Arpipi, M. Y. R., Handhayani, T., & Hendryli, J. (2025). Climate Change Sentiment Analysis using LSTM. *Journal of Dinda: Data Science, Information Technology, and Data Analytics*, 5(1), 22–27. <https://doi.org/10.20895/dinda.v5i1.1719>