

Deteksi Komentar dan Analisis Sentimen Promosi Judi Online pada Youtube Menggunakan IndoBERT dan XGBoost

Naila Raihana Putri, Dedy Kurniawan*, Ken Ditha Tania

Fakultas Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia
Email: ¹09031282227055@student.unsri.ac.id, ^{2,*}dedykurniawan@unsri.ac.id, ³kenya.tania@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: dedykurniawan@unsri.ac.id

Submitted: 27/09/2025; Accepted: 06/12/2025; Published: 08/12/2025

Abstrak—YouTube sebagai platform dengan interaksi publik tinggi menjadi ruang penyebaran promosi judi online yang menimbulkan masalah hukum (UU ITE) dan risiko sosial, khususnya bagi remaja. Penelitian ini bertujuan menganalisis respons publik terhadap komentar promosi judi online serta mengembangkan sistem deteksi otomatis berbasis Natural Language Processing (NLP). Metode mengikuti tahapan Knowledge Discovery in Databases (KDD) mulai dari web scraping, pra-pemrosesan, transformasi teks, pelatihan model, hingga evaluasi. Analisis sentimen dilakukan terhadap 999 komentar berlabel positif, negatif, dan netral. Deteksi promosi diuji menggunakan IndoBERT dan XGBoost berbasis TF-IDF, dengan 587 data latih dan 885 data uji eksternal berasio 80:20. Hasil menunjukkan mayoritas komentar (52.65%) positif dengan rata-rata skor keyakinan yang cukup tinggi (0.914), menandakan dukungan publik terhadap pemberantasan judi online. Sementara itu, komentar negatif (24.72%) dengan skor keyakinan 0.888 umumnya berisi kritik terhadap maraknya praktik promosi judi atau lemahnya sistem moderasi YouTube. Pada deteksi otomatis, IndoBERT mencapai akurasi dan F1-score 0.94 dengan 10 kesalahan klasifikasi, jauh lebih baik dibandingkan XGBoost dengan akurasi 0.73 dan 47 kesalahan. Hasil penelitian menegaskan efektivitas model transformer dalam mendeteksi promosi judi online sekaligus memperlihatkan kecenderungan publik mendukung upaya pemberantasan. Temuan ini dapat memberikan kontribusi dalam memberikan dasar empiris bagi pengembangan sistem moderasi otomatis yang adaptif terhadap pola penyamaran konten ilegal di ruang digital, khususnya pada deteksi komentar promosi judi online di platform YouTube.

Kata Kunci: Judi Online; Youtube; IndoBERT; XGBoost; Sentimen; Deteksi

Abstract—YouTube, as a highly interactive platform, has become a medium for online gambling promotions, raising legal issues under the Electronic Information and Transactions (ITE) Law and social risks, particularly for adolescents. This study aims to analyse public responses to gambling-related comments and to develop an automatic detection system using Natural Language Processing (NLP). The research follows the Knowledge Discovery in Databases (KDD) stages, including web scraping, preprocessing, text transformation, model training, and evaluation. Sentiment analysis was performed on 999 comments labelled positive, negative, and neutral. Detection of promotional content was tested using IndoBERT and TF-IDF-based XGBoost, with 587 training samples and 885 external testing samples at an 80:20 ratio. The results show that the majority of comments (52.65%) are positive with a fairly high average confidence score (0.914), indicating public support for the eradication of online gambling. Meanwhile, negative comments (24.72%) with a confidence score of 0.888 generally contained criticism of the rampant practice of gambling promotion or YouTube's weak moderation system. For automatic detection, IndoBERT achieved superior performance with 0.94 accuracy and F1-score and only 10 misclassifications, significantly outperforming XGBoost, which reached 0.73 accuracy with 47 errors. This study highlights the effectiveness of transformer-based models in detecting gambling promotions while also indicating strong public support for eradication efforts. These findings provide an empirical foundation for advancing research on adaptive automated moderation systems capable of identifying concealed patterns of illicit content in digital platforms, particularly in the detection of online gambling promotional comments within the YouTube ecosystem.

Keywords: Online Gambling; Youtube; IndoBERT; XGBoost; Sentiment; Detection

1. PENDAHULUAN

Media sosial saat ini berperan penting sebagai sarana berbagi informasi dan interaksi. YouTube, sebagai salah satu platform terbesar di dunia, telah menjadi sumber utama bagi masyarakat dalam memperoleh informasi, hiburan, maupun pembelajaran [1]. Kendati demikian, hal ini menjadi pemicu tantangan promosi judi online yang saat ini kian memarok. Firmansyah [2] menyoroti perkembangan promosi situs judi online kini tidak hanya menyebar luas di media sosial, tetapi bahkan dilakukan secara terbuka oleh *influencer*. Kondisi ini semakin diperparah oleh tingginya interaksi pengguna dan lemahnya sistem moderasi otomatis dalam mengenali variasi bahasa serta penyamaran kata kunci [3]. Isu tersebut menimbulkan persoalan hukum, karena melanggar UU ITE Pasal 27 ayat (2) yang mengatur sanksi pidana terhadap distribusi informasi perjudian tanpa hak, serta KUHP terkait perjudian, serta persoalan sosial berupa meningkatnya risiko partisipasi remaja dalam perjudian [4]. Perjudian online sendiri merupakan bentuk judi dengan memanfaatkan teknologi elektronik sebagai media aksesnya [5]. Beberapa penelitian telah menyoroti respons publik terhadap fenomena ini Cahyo *et al.* [6] menemukan bahwa 67% sentimen publik terhadap pemberantasan judi online bersifat positif, sementara Firmansyah [2] mencatat 1.169 komentar YouTube dengan mayoritas sentimen positif terhadap upaya serupa. Analisis sentimen sendiri didefinisikan sebagai proses ekstraksi dan klasifikasi opini atau emosi dari data teks [7]. Temuan-temuan ini menegaskan adanya urgensi pengembangan sistem deteksi otomatis berbasis *machine learning* untuk mendukung moderasi konten digital.

Dalam konteks pemodelan, sejumlah studi membuktikan efektivitas IndoBERT dalam klasifikasi sentimen. Aji dan Aditya [8] menunjukkan bahwa IndoBERT mampu melakukan klasifikasi sentimen ulasan produk pada platform *e-commerce* dengan akurasi mencapai 97%. Temuan ini semakin diperkuat oleh Apriansyah *et al.* [9] yang melaporkan

efektivitas IndoBERT dalam klasifikasi sentimen pada data nyata di media sosial dengan akurasi yang lebih tinggi, yaitu sebesar 99%. Sementara itu, Pratama *et al.* [10] juga melaporkan performa optimal IndoBERT dengan akurasi 97.71% dalam menganalisis sentimen publik terkait danantara di media sosial. Temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa IndoBERT memiliki potensi besar untuk digunakan dalam analisis sentimen, meskipun mayoritas penelitian masih terbatas pada konteks umum media sosial dan belum secara spesifik membahas topik promosi judi online di YouTube. Dalam lingkup deteksi, Situmorang dan Purba [11] menyoroiti efektivitas IndoBERT dalam mengidentifikasi potensi depresi dari teks media sosial, dengan capaian akurasi sebesar 94.91%. Namun, penelitian ini masih terbatas pada deteksi isu kesehatan mental, sehingga generalisasi ke ranah lain seperti deteksi promosi judi online masih memerlukan pengujian lebih lanjut.

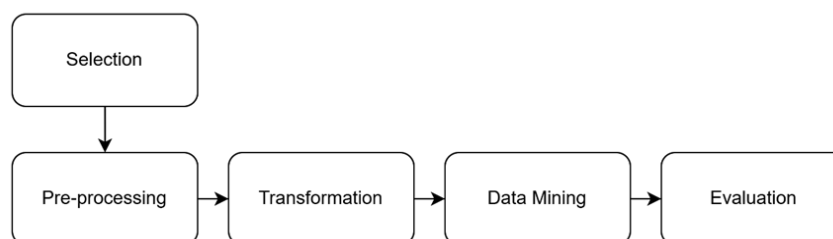
Di sisi lain, kajian yang secara langsung membandingkan kinerja IndoBERT dengan algoritma lain masih relatif terbatas. Maulana dan Aditya [12] menunjukkan bahwa IndoBERT lebih unggul dibanding BiLSTM dalam mendeteksi pelanggaran Undang-Undang ITE, khususnya pada kasus *cyberbullying* dan *hate speech*, dengan akurasi hingga 97%. Sementara itu, Rizaldi *et al.* [13] membandingkan delapan algoritma *machine learning* dalam klasifikasi serangan DDoS, dan menemukan bahwa XGBoost memberikan performa terbaik dengan akurasi 99.986% dan *F1-score* 0.99986. Kajian oleh Latifah *et al.* [14] dan Rosyada *et al.* [15] juga masih terbatas pada perbandingan XGBoost dengan algoritma tradisional lain seperti ANOVA, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naïve Bayes*, tanpa melibatkan model berbasis *transformer* dan berfokus pada domain non-teks. Angelo *et al.* [3] menjadi salah satu yang lebih komprehensif karena membandingkan IndoBERT dengan model tradisional, termasuk XGBoost. Hasilnya, IndoBERT lebih unggul dalam akurasi dan pemahaman nuansa teks, sedangkan XGBoost tetap relevan dari sisi efisiensi komputasi. Namun demikian, perbandingan tersebut masih berada pada ranah analisis sentimen umum, belum mengarah ke deteksi atau klasifikasi isu spesifik seperti promosi judi online, sehingga ruang penelitian lebih lanjut masih terbuka lebar.

Berdasarkan temuan-temuan terdahulu, meskipun IndoBERT terbukti unggul dalam analisis sentimen dan XGBoost dikenal efisien dengan performa tinggi, penelitian yang secara langsung membandingkan kedua model tersebut dalam konteks deteksi komentar promosi judi online di YouTube masih sangat terbatas. Padahal, domain komentar YouTube memiliki karakteristik bahasa yang lebih kompleks dan tidak terstruktur dibandingkan media sosial lain, dengan penggunaan singkatan, sarkasme, serta penyamaran kata kunci yang sering digunakan dalam promosi judi online. Kondisi ini menimbulkan tantangan bagi model NLP dalam mengenali konteks tersembunyi pada teks berbahasa Indonesia informal. Celah ini menjadi fokus kajian dengan mengkombinasikan dua tujuan utama penelitian yang akan dilakukan, yaitu: (1) menganalisis sentimen publik terhadap konten judi online berdasarkan komentar pengguna di YouTube menggunakan model IndoBERT, serta (2) mengembangkan dan mengevaluasi model deteksi otomatis berbasis IndoBERT dan XGBoost untuk mendeteksi komentar yang mengandung promosi judi online. Oleh karena itu, klasifikasi dalam penelitian ini mencakup dua jenis label yang berbeda, yakni kategori sentimen (positif, negatif, netral) dan kategori promosi (promosi dan non-promosi). Maka dapat dikatakan bahwa kontribusi dari hasil penelitian ini diharapkan dapat memperkaya kajian terkait: (1) memberikan dasar empiris bagi pengembangan sistem moderasi otomatis yang adaptif terhadap pola penyamaran konten ilegal di ruang digital, khususnya pada deteksi komentar promosi judi online di platform YouTube, serta (2) menunjukkan efektivitas model yang terbaik dalam memahami konteks linguistik promosi terselubung.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Studi ini menerapkan pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang meliputi lima proses utama yaitu [16]:



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 menunjukkan tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang meliputi *selection*, *pre-processing*, *transformation*, *data mining*, dan *evaluation*. Proses ini dimulai dengan pemilihan dan pembersihan data untuk memastikan kualitas, dilanjutkan dengan transformasi agar sesuai untuk analisis. Tahap *data mining* digunakan untuk menemukan pola atau melakukan klasifikasi menggunakan algoritma pembelajaran mesin, kemudian hasilnya dievaluasi untuk menilai akurasi serta efektivitas model. Secara keseluruhan, tahapan ini membentuk alur sistematis dalam ekstraksi pengetahuan dari data komentar YouTube.

2.2 Selection

Data diperoleh dengan pendekatan *scraping* menggunakan *Youtube Data API* dalam mengakses media yang tersedia pada platform tersebut [17]. Pendekatan ini memungkinkan pengambilan data secara langsung dari server YouTube melalui antarmuka pemrograman resmi yang disediakan oleh Google. Penelitian ini memanfaatkan tiga sumber data utama, yang secara rinci disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset

Sampel Data	Tujuan Penggunaan	Jumlah Komentar	Judul Video Youtube	Kreator	Tanggal Unggah
Sampel 1	Analisis Sentimen	999	“Membongkar dan Mengatasi Spam Komentar Judul di Youtube”	Ferry Irwandi	12 Februari 2025
Sampel 2	Pelatihan model IndoBERT dalam deteksi komentar promosi	5.693	“Kuliner Blok M viral!”	Jessica Jane	14 Juli 2025
			“Resep Donat Cair Viral Di Tiktok Ala Tasyi, 1 Lusin Cuma Modal 27 Ribu & Sangat Lembut Banget”	Tasyi Athasyia	20 Juli 2025
			“Hujan di Matamu PART 7 - Dhot Design”	Dhot Design	21 Juli 2025
			“Brutal!! Ternganga Dengan Kebuasan McLaren Senna”	Fitra Eri	22 Juli 2025
			“Misi Membangun 1000 Sekolah Ft. Agatha Chelsea”	Timothy Ronald	20 Juli 2025
Sampel 3	Pengujian model IndoBERT dan XGBoost dalam deteksi komentar promosi	885	“Aku Bekerja Di Restorant Pizza Berhantu.... I Hate Pineapple Pizza”	Windah Basudara	05 Juli 2025
			“Rahasia Mua Hits Chinese Bridal Make Up Di Muka Arab”	Tasya Farasya	20 April 2025
			“Abg - Raditya Dika Ke Resto Bukan Buat Kenyang Doang”	Bintang Emon	27 Agustus 2025

Tabel 1 menampilkan rincian sumber data yang menjadi objek dalam penelitian ini, yang terdiri atas tiga kelompok utama berdasarkan tujuan analisis. Sampel 1 digunakan untuk menganalisis sentimen publik terhadap promosi judi online. Sampel 2 dimanfaatkan untuk melatih model IndoBERT dalam mendeteksi komentar promosi, sedangkan Sampel 3 berfungsi sebagai data uji eksternal untuk menilai performa generalisasi dari model IndoBERT dan XGBoost terhadap komentar dari kanal berbeda. Secara keseluruhan, pembagian data ini memungkinkan analisis yang lebih sistematis antara aspek sentimen publik dan efektivitas model deteksi, serta memastikan validitas hasil melalui pengujian lintas kanal.

2.3 Pre-processing

Tahap ini meliputi proses *case folding* dan pembersihan teks sederhana seperti penghapusan simbol, *hashtag*, *mention*, maupun URL [18]. Dilanjutkan proses pelabelan melalui dua pendekatan berbeda sesuai dengan kebutuhan analisis.

- Sampel satu, pelabelan dilakukan dengan kombinasi pendekatan *pretrained model-based labeling* dan model IndoBERT, dimana pelabelan teks diberi label positif, negatif, dan netral [10].
- Sampel dua dan tiga, pelabelan dilakukan dengan pendekatan *semi-automatic heuristic-based labeling*. Pendekatan ini memanfaatkan *content value detection* dengan dua komponen utama: (1) pencocokan kata kunci spesifik, yang sering muncul dalam promosi judi online (misalnya “*slot*”, “*gacor*”, “*togel*”, “*jackpot*”, “*poker*”, “*casino*”, “*deposit*”, “*wd cepat*”, “*maxwin*”), serta (2) pencocokan pola teks menggunakan *regular expression* untuk mendeteksi frasa ajakan (“*gabung*”, “*join*”, “*main sekarang*”, “*klik link*”), kombinasi huruf dan angka khas nama situs (misalnya “*kyt77*”, “*pulau777*”) serta kata-kata promosi (“*gratis*”, “*bonus*”, “*hadiah*”), yang serupa dengan metode *weak labeling* berbasis aturan yang digunakan oleh Krosuri dan Aravapalli [19].

2.4 Transformation

Pada model IndoBERT proses tokenisasi menggunakan tokenisasi sub-kata berupa *WordPiece tokenizer*, yakni *tokenizer* bawaan yang telah dilatih sebelumnya yang terbukti efektif dalam mengatasi kata-kata diluar kosakata

pelatihan. Teknik ini mampu menangani bentuk kata tidak baku, salah ejaan, maupun istilah slang dengan pecahan sub-kata yang lebih kecil [20]. Sedangkan model XGBoost menggunakan metode pembobotan statistik dengan TF-IDF *Vectorizer* dalam menilai tingkat kepentingan suatu kata [21]. Tokenisasi XGBoost dilakukan dengan memisahkan teks berdasarkan spasi dan karakter alfanumerik, sehingga tanda baca dihilangkan dan teks diuraikan menjadi unit token [22]. Kemudian untuk sampel tiga yang akan digunakan dalam pengujian model deteksi, data dipartisi dengan rekomendasi rasio 80:20 [23].

2.5 Data Mining

2.5.1 Model IndoBERT

Terkhusus model IndoBERT, data dibagi menjadi tiga subset yakni, pelatihan validasi, dan pengujian [24]. Sampel dua digunakan untuk pelatihan dan validasi model deteksi, sedangkan sampel tiga digunakan untuk pengujian kedua model deteksi. Validasi dilakukan untuk mencegah *overfitting* selama pelatihan dengan memantau performa model. Agar model dapat menyesuaikan diri lebih efektif terhadap klasifikasi. IndoBERT yang telah dipra-latih pada korpus bahasa Indonesia akan disesuaikan lebih lanjut dalam tahap *fine-tuning* yang kemudian disimpan menjadi model baru siap pakai [24]. Model yang telah diperbarui melalui kedua tahap sebelumnya akan diuji menggunakan sampel tiga dengan partisi 80% data latih dan 20% data uji untuk mengevaluasi kinerja generalisasi model terhadap data yang berada di luar distribusi pelatihan [9].

2.5.2 Model XGBoost

Model XGBoost menggunakan pendekatan *traditional machine learning* berbasis representasi TF-ID, sehingga berbeda dengan model IndoBERT, XGBoost tidak melalui tahap *pretraining* atau *fine-tuning* dengan sampel berbeda, melainkan model langsung dilatih dan diuji menggunakan sampel tiga dengan partisi data sama.

2.6 Evaluation

Evaluasi dilakukan dengan pendekatan *Confusion matrix*, berupa tabulasi yang menyajikan kinerja klasifikasi, mencakup jumlah sampel uji yang berhasil diklasifikasikan dengan benar serta jumlah sampel uji yang mengalami kesalahan klasifikasi [21]. Untuk visualisasi hasil akan diinterpretasikan menggunakan *Wordcloud*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Sentimen

Untuk menggambarkan proporsi setiap kategori sentimen beserta jumlah komentar dan rata-rata skor keyakinan model, hasil klasifikasi terhadap komentar YouTube yang mengandung topik promosi judi online disajikan pada Tabel 2.

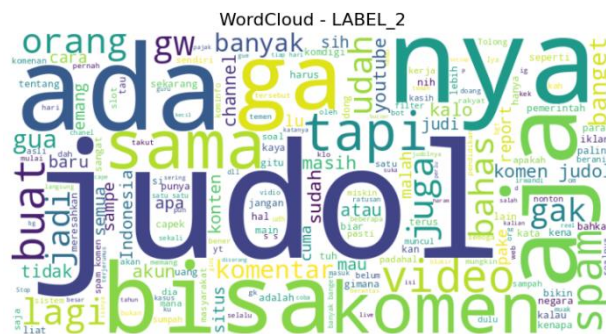
Tabel 2. Distribusi Sentimen

Sentimen	Jumlah Komentar	Persentase (%)	Rata-Rata Skor Keyakinan
Positif	526	52.65%	0.914
Negatif	247	24.72%	0.888
Netral	226	22.62%	0.823

Berdasarkan hasil distribusi sentimen pada Tabel 2, terlihat bahwa mayoritas komentar (52.65%) tergolong positif dengan rata-rata skor keyakinan yang cukup tinggi (0.914). Hal ini mengindikasikan adanya dukungan publik yang kuat terhadap upaya pemberantasan promosi judi online, sekaligus memperlihatkan konsistensi model dalam mendeteksi sentimen positif. Sementara itu, komentar negatif (24.72%) dengan skor keyakinan 0.888 umumnya berisi kritik terhadap maraknya praktik promosi judi atau lemahnya sistem moderasi YouTube, yang mencerminkan adanya ketidakpuasan publik terhadap efektivitas kebijakan platform. Adapun komentar netral (22.62%) dengan skor keyakinan relatif lebih rendah (0.823) cenderung berupa pernyataan informatif, ajakan diskusi, atau opini tanpa ekspresi emosional yang jelas.

Temuan ini memperlihatkan adanya kesenjangan persepsi publik, dimana pada satu sisi, dukungan mayoritas terhadap pemberantasan judi online cukup tinggi, namun hampir seperempat komentar masih menyuarakan kekecewaan dan ketidakpercayaan pada efektivitas pengawasan platform. Pola ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang juga menemukan dominasi sentimen positif dalam konteks pemberantasan judi online [2], [6]. Akan tetapi, perbedaan distribusi sentimen negatif dan netral pada penelitian ini menegaskan bahwa isu moderasi konten tetap menjadi titik kritis yang belum sepenuhnya terjawab.

Selain itu, visualisasi *wordcloud* pada Gambar 2 di bawah menghadirkan representasi terkait kata-kata dengan frekuensi kemunculan tertinggi dalam kumpulan komentar yang dianalisis. Frekuensi ini dapat menunjukkan pola tertentu yang relevan dengan kecenderungan pengguna dalam memberikan pendapat atau respons terhadap suatu konten. Kata yang tampil lebih besar pada *wordcloud* menandakan bahwa kata tersebut memiliki frekuensi tinggi dan kemungkinan memiliki peran penting dalam membentuk konteks atau tema umum dari komentar yang dianalisis.



Gambar 2. Worldcloud Sentimen Positif

Pada Gambar 2 ditampilkan visualisasi *wordcloud* sentimen positif dengan kata dominan seperti “judol”, “ada”, “nya”, “sama”, “ga”, “bisa”, “komen”, dan “orang”. Kemunculan kata “judol” dengan frekuensi tinggi menegaskan bahwa diskusi publik memang berpusat pada isu perjudian online, di mana komentar positif banyak berorientasi pada dukungan terhadap penindakan aktivitas tersebut. Sementara itu, kata-kata fungsional seperti “ada”, “nya”, atau “sama” menunjukkan struktur percakapan alami yang kerap muncul dalam interaksi pengguna di media sosial. Adapun bentuk komentar dari hasil analisis sentimen ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Sentimen

Sentimen	Komentar	Skor Keyakinan
Positif	“Mampus abisin hama bernama judol ini bung kita harus dukung polisi”	0.998
Negatif	“Mantap gass”	0.997
Netral	“Buat kalian YouTuber, liat ini”	0.994

Secara umum, skor keyakinan berada di atas 0.80, menunjukkan bahwa model klasifikasi sentimen cukup konsisten dan dapat diandalkan dalam memetakan kecenderungan opini publik. Hal ini menegaskan stabilitas performa model IndoBERT, terutama dalam mendeteksi sentimen eksplisit yang menggunakan diksi langsung dan tegas. Kendati demikian, masih ditemukan kasus *misclassification*. Sebagai contoh, komentar dengan gaya ironi atau sarkasme kerap salah terdeteksi. Komentar “Mantap gass” terbaca sebagai negatif, padahal secara semantik lebih dekat dengan ekspresi dukungan positif. Fenomena ini mengindikasikan keterbatasan model berbasis teks literal dalam menangkap makna pragmatik, terutama ketika konteks percakapan tidak lengkap atau ketika ekspresi bahasa dipengaruhi budaya populer di media sosial. Selain itu, kehadiran kata informal, singkatan, dan ekspresi slang menambah kompleksitas analisis sentimen. Misalnya, istilah seperti “gass”, “anjay”, atau penggunaan huruf kapital berlebih dapat membawa muatan emosional tertentu yang tidak selalu tercermin dalam kamus semantik tradisional. Kondisi ini menjadi tantangan umum dalam pemrosesan bahasa alami di media sosial, yang ditandai oleh dinamika bahasa non-standar dan cepat berubah.

Temuan ini memperlihatkan bahwa meskipun IndoBERT mampu memberikan hasil klasifikasi yang solid, namun masih diperlukan strategi tambahan, seperti *fine-tuning* pada korpus yang lebih spesifik terhadap gaya bahasa internet atau mengombinasikan pendekatan multi-modal, hal ini disebabkan dengan adanya kehadiran *emoji*, tanda baca intensif, serta penekanan visual (misalnya huruf kapital, repetisi huruf, dan simbol) turut memengaruhi persepsi sentimen manusia, namun tidak selalu ditangkap secara akurat oleh model. Oleh sebab itu, integrasi fitur tambahan seperti analisis *emoji sentiment* atau *symbol-based features* dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan sensitivitas model terhadap ekspresi emosional khas platform digital.

3.2 Deteksi Komentar Promosi Judi Online

3.2.1 Pelatihan Model IndoBERT

Dalam proses pelatihan, model IndoBERT menunjukkan performa yang konsisten dengan capaian akurasi 96.08%, *F1-score* 95.30%, presisi 94.72%, dan *recall* 95.88%. Nilai *training loss* sebesar 0.1096 dan *validation loss* 0.1712 menegaskan bahwa tidak terjadi gejala *overfitting*, sehingga model mampu belajar secara efektif dari data tanpa kehilangan kemampuan generalisasi. Detail capaian per kelas dapat dilihat pada Tabel 4, di mana kelas non-promosi memperoleh presisi dan *recall* yang seimbang (0.97 dan 0.96), sedangkan kelas promosi mencapai *F1-score* 0.95 yang menunjukkan stabilitas performa meski jumlah datanya relatif lebih sedikit.

Tabel 4. Hasil Validasi Training Model IndoBERT

Hasil Deteksi	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Data
Non-Promosi	0.97	0.96	0.97	344
Promosi	0.95	0.96	0.95	243
Total Data				587

Dari total 5.693 komentar (3.436 non-promosi, 2.427 promosi), pelatihan hanya menggunakan subset 587 sampel karena keterbatasan waktu komputasi seperti yang disajikan pada tabel 4 diatas. Kondisi ini merupakan salah satu limitasi penelitian yang berpotensi mempengaruhi kemampuan generalisasi model, terutama dalam menghadapi variasi pola bahasa yang lebih beragam. Meski demikian, penggunaan subset tetap relevan sebagai pendekatan awal untuk menguji efektivitas model IndoBERT. Hal ini sejalan dengan kajian terdahulu, dimana model IndoBERT mencapai kinerja tertinggi namun membutuhkan sumber daya komputasi yang besar [25].

3.2.2 Perbandingan Model IndoBERT dan XGBoost

Dalam pengujian kedua model data yang digunakan merupakan sampel tiga, yakni data baru yang tidak terlibat dalam pelatihan. Sampel tiga berjumlah 885 komentar, yang kemudian dipartisi dengan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Adapun hasil perbandingan disajikan pada tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Perbandingan IndoBERT vs XGBoost

Matrik	IndoBERT	XGBoost	Selisih
Akurasi	0.94	0.73	+0.21
F1-Score (Macro)	0.94	0.73	+0.21
F1-Score (Weighted)	0.94	0.73	+0.21
Precision (Promosi)	0.99	0.71	+0.28
Recall (Promosi)	0.89	0.72	+0.18
Precision (Non-Promosi)	0.91	0.76	+0.15
Recall (Non-Promosi)	0.99	0.75	+0.24
False Positive (FP)	1	24	-23
False Negative (FN)	9	23	-14
Total Error (FP+FN)	10	47	-37

Berdasarkan hasil perbandingan pada Tabel 5, IndoBERT secara signifikan mengungguli XGBoost pada seluruh metrik evaluasi. IndoBERT mencapai akurasi dan *F1-score* 0.94, lebih tinggi 0.21 poin dibanding XGBoost. Pada kelas promosi judi online, IndoBERT mencatat *precision* 0.99 dan *recall* 0.89, jauh lebih seimbang dibanding XGBoost (*precision* 0.71, *recall* 0.72) yang masih rentan menghasilkan kesalahan klasifikasi. Jumlah error IndoBERT hanya 10 (FP+FN), sementara XGBoost mencapai 47, atau 78.72% lebih banyak. Perbedaan paling mencolok terdapat pada presisi kelas promosi, di mana IndoBERT mencapai 0.99 sedangkan XGBoost hanya 0.71. Hal ini membuktikan bahwa IndoBERT hampir tidak pernah salah mengklasifikasikan komentar non-promosi sebagai promosi, dengan hanya satu kasus *false positive*. Kendati demikian, *recall* promosi IndoBERT masih berada pada angka 0.89, sehingga terdapat sembilan komentar promosi yang tidak terdeteksi. Kondisi ini menegaskan bahwa kekuatan utama IndoBERT terletak pada keandalan dalam meminimalkan salah tuduh, meskipun tantangan masih muncul ketika komentar promosi disamarkan melalui penggunaan singkatan, emotikon, atau variasi tipografi.

Perbandingan kinerja antara IndoBERT dan XGBoost menegaskan keunggulan representasi berbasis *transformer* dalam menangkap pola semantik yang lebih kompleks. Tokenisasi *WordPiece* serta *embedding* kontekstual yang dipra-latih memungkinkan IndoBERT mengakomodasi variasi bahasa informal, penggunaan slang, dan struktur frasa kompleks yang umum pada komentar media sosial. Sebaliknya, XGBoost hanya mengandalkan representasi TF-IDF berbasis unigram–bigram yang bersifat dangkal dan terbatas pada frekuensi kata, sehingga gagal mengidentifikasi hubungan semantik antarkata. Keterbatasan ini tercermin pada tingginya kesalahan klasifikasi, yakni 24 *false positive* dan 23 *false negative*, khususnya pada komentar singkat atau ambigu. Temuan ini memperlihatkan bahwa model berbasis *transformer* tidak hanya unggul secara kuantitatif pada metrik evaluasi, tetapi juga secara kualitatif dalam memahami konteks linguistik yang kompleks. Dengan demikian, IndoBERT terbukti lebih adaptif terhadap dinamika bahasa digital, sementara XGBoost cenderung rentan terhadap pola penyamaran atau variasi tipografi yang sering digunakan dalam promosi judi online. Hasil ini serupa dengan kajian terdahulu yang menangkap bahwa model tradisional berbasis vektor statis kurang efektif menangkap variasi pola teks seperti promosi terselubung dengan variasi tipografi [26]

Adapun hasil *confusion matrix* kedua model disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Confusion Matrix

Model	Aktual	Prediksi:0	Prediksi:1	Jumlah Aktual
IndoBERT	Aktual: 0 (Non-promosi)	TN = 94	FP = 1	95
	Aktual: 1 (promosi)	FN = 9	TP = 73	82
	Jumlah Prediksi	103	74	177
XGBoost	Aktual: 0 (Non-promosi)	TN = 71	FP = 24	95
	Aktual: 1 (promosi)	FN = 23	TP = 59	82
	Jumlah Prediksi	94	83	177

Meskipun IndoBERT jauh lebih unggul, nilai recall yang disajikan di tabel 6 pada kelas promosi (0.89) menunjukkan masih adanya komentar promosi yang tidak terdeteksi. Hal ini menandakan perlunya strategi lanjutan,

seperti augmentasi data atau *fine-tuning* pada domain komentar media sosial, agar performa semakin optimal. Dari sisi praktis, hasil ini menegaskan bahwa pendekatan berbasis *transformer* lebih relevan diterapkan dalam sistem moderasi konten digital dibandingkan metode berbasis TF-IDF tradisional. Namun XGBoost tetap relevan sebagai *baseline* yang ringan dijalankan di CPU, sehingga berpotensi digunakan dalam sistem *multi-layer*, misalnya sebagai filter awal sebelum diproses lebih lanjut oleh IndoBERT.

3.3 Pembahasan

Pada distribusi sentimen, dominasi komentar positif membuktikan adanya dukungan publik terhadap upaya pemberantasan promosi judi online. Hal ini dapat menjadi indikator bahwa kebijakan yang lebih ketat terhadap promosi judi online memiliki legitimasi sosial, karena mayoritas pengguna memberikan respon yang mendukung. Sebaliknya, proporsi komentar negatif yang tidak kecil (24.72%) justru dapat dimanfaatkan sebagai sumber masukan bagi platform. Kritik yang ditujukan pada lemahnya moderasi dan maraknya promosi judi online menunjukkan adanya celah kebijakan yang belum efektif. Dengan demikian, analisis sentimen tidak hanya berfungsi untuk pemetaan persepsi publik, tetapi juga dapat menjadi instrumen evaluasi kebijakan platform dalam menghadapi konten berisiko.

Sedangkan untuk model deteksi komentar promosi judi online, temuan akurasi dengan selisih cukup besar mengindikasikan bahwa model berbasis *transformer* lebih baik untuk dijadikan sebagai model utama klasifikasi komentar promosi. Namun demikian, XGBoost tetap memiliki peran potensial dalam ekosistem moderasi. Dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah, XGBoost dapat digunakan sebagai lapisan filter awal (*first-layer filtering*) yang menyaring komentar berdasarkan indikasi kata kunci sederhana. Komentar yang lolos filter awal ini kemudian dapat diproses lebih lanjut oleh IndoBERT untuk analisis yang lebih mendalam dan kontekstual. Strategi *multi-layer* seperti ini dapat menyeimbangkan akurasi tinggi IndoBERT dengan efisiensi pemrosesan XGBoost, sehingga lebih realistis jika diimplementasikan dalam skala besar. Selain itu, untuk hasil visualisasi deteksi dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Wordcloud Komentar Promosi dan Non-Promosi

Tabel 7. Perbandingan Kata Dominan

Sentimen	Komentar	Pola yang Ditunjukkan
Promosi	pulau777, baru, seru, dapat, menang, cuan, coba, dan langsung	Mengandung nama situs, kata keuntungan (cuan, menang, dapat), serta ajakan eksplisit (coba, langsung)
Non-Promosi	akhirnya, adit, raditya, makan, episode, hoodie, sama, bikin	Didominasi kosakata obrolan sehari-hari, konten hiburan, dan percakapan natural tanpa indikasi ajakan promosi

Berdasarkan hasil visualisasi pada gambar 3 dan hasil perbandingan kata dominan pada tabel 7, menunjukkan bahwa komentar promosi banyak memuat istilah khas judi online, seperti nama situs (“pulau777”) serta kata-kata yang menekankan keuntungan, misalnya “menang”, “cuan”, dan “dapat”. Selain itu, kata persuasif seperti “coba” dan “langsung” mengindikasikan strategi persuasi yang eksplisit untuk menarik calon pemain. Temuan ini menguatkan kajian oleh Singer *et al*[27] yang menyimpulkan bahwa komentar promosi umumnya disusun dengan narasi persuasif yang menekankan framing keuntungan, serta cenderung menggunakan frasa singkat, emosional, dan langsung, seperti “Ayo coba, seru banget!”, guna membangkitkan antusiasme pembaca.

Sebaliknya, pada komentar non-promosi, kata-kata dominan yang muncul lebih bersifat alami dan berhubungan dengan interaksi sehari-hari, misalnya “akhirnya”, “adit”, “raditya”, “episode”, “makan”, dan “hoodie”. Pola ini menandakan bahwa komentar non-promosi umumnya berkaitan dengan respon terhadap konten video, pengalaman pribadi, maupun percakapan wajar antar pengguna, tanpa indikasi ajakan maupun penyebutan situs tertentu. Dengan demikian, perbedaan kosakata yang muncul antara kedua kategori *wordcloud* memberikan landasan kuat dalam membedakan komentar promosi judi online dari komentar non-promosi.

Dari perspektif klasifikasi, keberadaan nama situs eksplisit (“pulau777”) memudahkan model XGBoost maupun IndoBERT untuk mengenali komentar promosi. Namun, IndoBERT lebih unggul pada komentar yang menggunakan *obfuscation* atau penyamaran, misalnya “pūlāu777” atau “alēxis177”, yang sulit ditangkap oleh representasi berbasis TF-IDF. Dengan demikian, hasil visualisasi ini mendukung temuan kuantitatif sebelumnya bahwa IndoBERT mampu mengurangi *false negative* dengan lebih baik dibanding XGBoost.

Adapun penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam bidang deteksi konten berbahasa Indonesia melalui beberapa aspek:

- a. Penyediaan dataset berlabel hasil pelabelan semi-otomatis berbasis *content value detection*, yang dapat menjadi acuan bagi riset lanjutan di bidang moderasi konten berbahasa lokal.
- b. Pembuktian empiris efektivitas model transformer IndoBERT, yang terbukti unggul dengan akurasi 94% dibandingkan XGBoost (73%), dalam mengenali pola semantik terselubung pada komentar promosi judi online.
- c. Penerapan metode komparatif antar model NLP untuk menunjukkan bahwa model berbasis konteks (IndoBERT) lebih adaptif terhadap variasi bahasa informal, sedangkan model statistik (XGBoost) lebih terbatas pada kata kunci eksplisit.
- d. Rancangan dasar sistem deteksi otomatis komentar promosi judi online, yang dapat diimplementasikan pada platform media sosial atau sistem moderasi digital berbasis AI.

Secara praktis, hasil temuan ini dapat dimanfaatkan oleh pemerintah, lembaga komunikasi digital, dan platform seperti YouTube untuk memperkuat strategi moderasi konten dan pencegahan penyebaran iklan judi terselubung. Pendekatan ini juga membuka peluang pengembangan sistem AI *moderation* berbahasa Indonesia yang lebih adaptif terhadap dinamika linguistik dan konteks sosial di ruang digital.

4. KESIMPULAN

Bagian Proporsi sentimen positif yang tinggi menyimpulkan adanya dukungan publik terhadap upaya pemberantasan promosi judi online, sementara komentar negatif mencerminkan adanya skeptisisme yang perlu diperhatikan dalam perumusan kebijakan moderasi konten digital. Implikasi praktisnya, komentar negatif dapat menjadi bahan masukan bagi platform untuk memperbaiki sistem moderasi YouTube. Dari sisi deteksi, IndoBERT terbukti lebih unggul dibanding XGBoost, dengan akurasi 94% dan Macro-F1 0.94, serta jumlah kesalahan klasifikasi hanya 10 dari 177 data uji. XGBoost, sebagai perbandingan, hanya mencapai akurasi 73% dengan 47 kesalahan. Perbedaan ini menunjukkan keunggulan model berbasis transformer dalam menangkap konteks semantik dan pola penyamaran promosi judi online. Oleh karena itu, IndoBERT direkomendasikan sebagai model utama, sedangkan XGBoost berpotensi digunakan dalam sistem *multi-layer*, misalnya sebagai filter awal sebelum diproses lebih lanjut oleh IndoBERT. Secara keseluruhan, implikasi praktis penelitian ini terletak pada dua hal utama, yaitu pertama penyediaan dasar ilmiah untuk mendukung kebijakan moderasi konten di YouTube melalui analisis sentimen publik dan kedua rekomendasi teknis berupa integrasi multi-model yang menggabungkan efisiensi XGBoost dengan akurasi IndoBERT. Kedua aspek ini menegaskan bahwa pendekatan berbasis *machine learning* tidak hanya relevan secara akademik, tetapi juga memiliki potensi penerapan nyata untuk memperkuat upaya pemberantasan promosi judi online di ruang digital. Temuan ini juga memberikan kontribusi berarti bagi pengembangan ilmu di bidang pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) berbahasa Indonesia, khususnya dalam konteks deteksi konten berisiko pada media sosial. Secara teoretis, penelitian ini memperluas penerapan model berbasis *transformer*, yaitu IndoBERT, pada domain komentar YouTube yang bersifat informal dan mengandung variasi bahasa campuran, yang sebelumnya belum banyak dieksplorasi dalam kajian akademik. Dari sisi metodologis, penelitian ini mengusulkan pendekatan perbandingan antara model berbasis representasi kontekstual (IndoBERT) dan model tradisional berbasis vektor statis (XGBoost–TF-IDF), sehingga memberikan pemahaman empiris mengenai perbedaan performa kedua pendekatan dalam mendeteksi komentar promosi tersembunyi. Secara empiris, hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa model IndoBERT memiliki keunggulan signifikan dalam menangkap konteks semantik dan mengurangi kesalahan klasifikasi, terutama pada komentar yang mengandung penyamaran teks. Meski demikian, penelitian ini masih terbatas pada ukuran dataset dan metode pelabelan *heuristik*, yang dapat mempengaruhi generalisasi hasil. Penelitian selanjutnya sebaiknya memperluas dataset lintas kanal, melibatkan *multi-annotator* untuk meningkatkan reliabilitas label, serta mengeksplorasi model *hybrid* yang menggabungkan akurasi IndoBERT dengan efisiensi XGBoost. Temuan ini juga menegaskan perlunya pengembangan lanjutan, misalnya dengan *fine-tuning* model pada korpus berisi ekspresi sarkastik atau mengombinasikan pendekatan multi-modal yang mempertimbangkan emotikon, tanda baca, dan konteks percakapan.

REFERENCES

- [1] J. P. Suharsono and D. Nurahman, "Pemanfaatan Youtube Sebagai Media Peningkatan Pelayanan Dan Informasi," *Ganaya: Jurnal Ilmu Sosial dan Humaniora*, vol. 7, no. 1, pp. 298–304, 2024, doi: <https://doi.org/10.37329/ganaya.v7i1.3157>.
- [2] F. N. F. Firmansyah, "Analisis Sentimen dan Jaringan Sosial pada Komen Video 'Youtube Tangan Kotor Influencer' dalam Judi Online Milik Ferri Irwandi," *Soedirman Accounting, Auditing and Public Sector Journal (SAAP)*, vol. 3, pp. 1–10, doi: <https://doi.org/10.32424/1.saap.2024.3.1.12267>.
- [3] M. D. Angelo, R. W. Harwenda, I. Budi, A. B. Santoso, and P. K. Putra, "Sentiment Analysis and Topic Modeling of Public Opinion on Indonesia New Capital City Development Policies," *Eduvest-Journal of Universal Studies*, vol. 5, no. 5, pp. 5951–5969, 2025, doi: <https://doi.org/10.59188/eduvest.v5i5.51234>.
- [4] H. Cokronegoro and H. Prasetyo, "Optimizing Law Enforcement in the Case of Online Gambling Promoters/Endorsements.," *Media Juris*, vol. 8, no. 1, 2025, doi: <https://doi.org/10.20473/mi.v8i1.59348>.



- [5] I. Rodhiyah, I. P. Hapsari, and H. I. Iskandar, “Pertanggung Jawaban Pelaku Tindak Pidana Perjudian Online di Indonesia,” *Al-Manhaj: Jurnal Hukum Dan Pranata Sosial Islam*, vol. 4, no. 2, pp. 591–600, 2022, doi: <https://doi.org/10.37680/almanhaj.v4i2.1986>.
- [6] D. D. N. Cahyo, R. Handayani, V. B. Lestari, and S. Febriani, “Sentiment Analysis of Public Opinion on Online Gambling Through Social Media Using Convolutional Neural Network,” *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, vol. 9, no. 1, pp. 99–115, 2025, doi: <https://doi.org/10.31289/jite.v9i1.15024>.
- [7] A. F. Al Farizi and Y. Sibaroni, “Implementation of BiLSTM and IndoBERT for Sentiment Analysis of TikTok Reviews,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 1, pp. 96–106, 2025, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v10i1.5815>.
- [8] B. P. Aji, C. Sri, and K. Aditya, “Klasifikasi Sentimen Ulasan Produk pada Platform E-Commerce di Indonesia dengan Menggunakan Model Pre-Trained IndoBERT,” *Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 4, 2025, doi: [10.47065/bits.v6i4.6968](https://doi.org/10.47065/bits.v6i4.6968), doi: <https://doi.org/10.47065/bits.v6i4.6968>.
- [9] F. M. Apriansyah, T. I. Ramadhan, C. R. Hidayat, and A. K. Wijaya, “Perbandingan IndoBERT dan IndoRoBERTa Untuk Analisis Sentimen Pada Film Dokumenter Dirty Vote,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 3, pp. 593–605, 2025, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i3.8607>.
- [10] A. Y. Pratama, G. A. Sanjaya, N. K. Lubis, M. R. Aditya, and Y. Yennimar, “Analisis Sentimen Publik Terkait Danantara Menggunakan Algoritma IndoBERT pada Platform Media Sosial,” *METIK Jurnal*, vol. 9, no. 1, pp. 92–100, 2025, doi: <https://doi.org/10.47002/metik.v9i1.1055>.
- [11] G. F. Situmorang and R. Purba, “Deteksi Potensi Depresi dari Unggahan Media Sosial X Menggunakan IndoBERT,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 2, pp. 649–661, Sep. 2024, doi: <https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5496>.
- [12] M. D. Maulana and C. S. K. Aditya, “Perbandingan IndoBERT dan Bi-LSTM Dalam Mendeteksi Pelanggaran Undang-Undang ITE,” *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 52–59, 2025, doi: <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v8i1.1846>.
- [13] M. I. Rizaldi, D. R. Chandranegara, and D. R. Akbi, “Comparison Of Machine Learning Techniques For Classification Of Distributed Denial Of Service Attacks Based On Feature Engineering In Sdn-Based Networks,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 3, pp. 1180–1197, 2024, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.5262>.
- [14] I. A. Latifah, F. A. Rafrastara, J. Bintoro, W. Khozi, and W. M. Osman, “Comparative Analysis of Feature Selection Methods with XGBoost for Malware Detection on the Drebin Dataset,” *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 13, no. 3, pp. 403–409, 2024, doi: <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v13i3.2294>.
- [15] S. Rosyada, F. A. Rafrastara, A. Ramadhani, W. Khozi, and W. Yassin, “Enhancing XGBoost Performance in Malware Detection through Chi-Squared Feature Selection,” *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 13, no. 3, pp. 396–402, 2024, doi: <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v13i3.2293>.
- [16] S. B. Bulkisah, R. Astuti, and A. Bahtiar, “Implementasi Data Mining Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Di Kecamatan Ciledug,” *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 29, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: <https://doi.org/10.35760/ik.2024.v29i1.10346>.
- [17] A. S. Aribowo, H. Basiron, N. F. Abd Yusof, and S. Khomsah, “Cross-domain sentiment analysis model on Indonesian YouTube comment,” *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, vol. 7, no. 1, 2021, doi: <https://doi.org/10.26555/ijain.v7i1.554>.
- [18] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19),” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 406, 2021, doi: <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2835>.
- [19] L. R. Krosuri and R. S. Aravapalli, “Novel heuristic-based hybrid ResNeXt with recurrent neural network to handle multi class classification of sentiment analysis,” *Mach Learn Sci Technol*, vol. 4, no. 1, p. 015033, 2023, doi: <https://doi.org/10.1088/2632-2153/acc0d5>.
- [20] F. R. Andhika, W. Witanti, and P. N. Sabrina, “Analisis Sentimen Menggunakan Metode IndoBERT Pada Ulasan Aplikasi Zoom Menggunakan Fitur Ekstraksi GloVe,” *METIK Jurnal*, vol. 9, no. 2, pp. 439–448, 2025, doi: <https://doi.org/10.47002/g38fxb78>.
- [21] A. K. Saputra, M. R. Handayani, N. C. H. Wibowo, and K. Umam, “Sentiment Analysis of User Reviews on the Game GTA V Using Support Vector Machine,” *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 14, no. 3, pp. 284–290, 2025, doi: <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v14i3.2368>.
- [22] Y. Yulistiani and S. Styawati, “Analisis Sentimen Terhadap Calon Presiden Indonesia 2024 dengan Metode Extreme Gradient Boosting (XGBoost),” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 9, no. 3, pp. 322–328, 2024, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v9i3.6127>.
- [23] A. Rácz, D. Bajusz, and K. Héberger, “Effect of dataset size and train/test split ratios in QSAR/QSPR multiclass classification,” *Molecules*, vol. 26, no. 4, p. 1111, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/molecules26041111>.
- [24] A. Kunaefi, Z. Abidin, and R. Kusumawati, “Klasifikasi Berita Hoaks Bahasa Indonesia Menggunakan Indobert Fine-Tuning Dengan Pendeka-Tan Focal Loss Pada Data Tidak Seimbang,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1706–1714, May 2025, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v10i2.7811>.
- [25] M. C. T. Manullang, A. Z. Rakhman, H. Tantriawan, and A. Setiawan, “Comparative Analysis of CNN, Transformers, and Traditional ML for Classifying Online Gambling Spam Comments in Indonesian,” *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 9, no. 3, pp. 592–602, 2025, doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i3.9468>.
- [26] C. M. Bachri and W. Gunawan, “Deteksi Email Spam menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 10, no. 1, pp. 88–94, 2024, doi: <https://doi.org/10.26418/jp.v10i1.73306>.
- [27] J. Singer, A. Wöhr, and S. Otterbach, “Gambling operators’ use of advertising strategies on social media and their effects: A systematic review,” *Curr Addict Rep*, vol. 11, no. 3, pp. 437–446, 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s40429-024-00560-4>.