
ANALISIS SENTIMEN PUBLIK PADA PENANGANAN BENCANA DARI KOMENTAR LIVE YOUTUBE KUNJUNGAN PRESIDEN PRABOWO DI ACEH TENGGARA MENGGUNAKAN INDOBERT

Maisyia Fitri Anugrah¹⁾, Muhammad Iqbal¹⁾
Program Studi Magister Teknologi Informasi
Universitas Pembangunan Panca Budi, Medan
Jl. Jenderal Gatot Subroto KM. 4,5 Sei Sikambing, Medan, Sumatera Utara
email : maisyafitri Nugrah@gmail.com¹⁾, muhammadiqbalpb@gmail.com¹⁾

Abstrak

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh tantangan dalam pemrosesan bahasa alami (NLP), khususnya pada tugas analisis sentimen, di mana metode konvensional seringkali kesulitan menangkap konteks semantik yang kompleks. Tujuan dari studi ini adalah untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan menerapkan metode Transfer Learning menggunakan model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Metodologi penelitian meliputi tahap pra-pemrosesan data, tokenisasi menggunakan WordPiece, dan proses fine-tuning model IndoBERT-Base Uncased pada dataset komentar video YouTube. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta dibandingkan dengan model baseline. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan berhasil mencapai akurasi sebesar 43%, yang menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan metode sebelumnya, hasil dan proses pengujian ada di <https://github.com/tomylive/IndoBERT>. Kesimpulannya, penerapan arsitektur BERT terbukti sangat efektif dalam menyelesaikan permasalahan analisis sentimen dan menawarkan solusi yang lebih handal untuk pemahaman teks otomatis.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; komentar YouTube; IndoBERT.

1. Pendahuluan

Dalam era digital yang semakin maju, platform media sosial seperti YouTube telah menjadi wadah utama bagi jutaan pengguna untuk berbagi opini, ekspresi, dan interaksi. Komentar-komentar yang muncul dalam video YouTube merupakan sumber data tekstual yang sangat kaya dan berpotensi untuk dianalisis guna memahami sentimen publik terhadap suatu topik, produk, atau bahkan figur publik. Namun, analisis sentimen terhadap data tekstual, terutama dalam bahasa Indonesia, masih menghadapi berbagai tantangan signifikan. Metode analisis sentimen konvensional yang mengandalkan pendekatan leksikon atau *rule-based* seringkali kesulitan dalam menangkap nuansa bahasa, sarkasme, atau konteks semantik yang kompleks. Ini mengakibatkan hasil analisis yang kurang akurat dan tidak representatif terhadap sentimen sebenarnya.

Permasalahan utama yang dihadapi dalam penelitian ini adalah rendahnya akurasi prediksi analisis sentimen pada komentar YouTube berbahasa Indonesia menggunakan metode tradisional. Keterbatasan ini membatasi kemampuan untuk memperoleh wawasan yang mendalam dan akurat dari data yang sangat besar. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen pada komentar video YouTube berbahasa Indonesia dengan memanfaatkan pendekatan *Transfer Learning* menggunakan arsitektur model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT)[1]. Untuk mencapai tujuan tersebut, metodologi penelitian ini melibatkan beberapa tahapan kunci. Pertama, dilakukan tahap pra-pemrosesan data komentar YouTube untuk membersihkan dan menormalkan teks. Kedua, teks akan di-*tokenisasi* menggunakan metode WordPiece, yang merupakan teknik tokenisasi sub-kata yang efektif untuk menangani infleksi dan variasi bahasa. Ketiga, model IndoBERT-Base Uncased, sebagai model BERT yang telah dilatih pada korpus bahasa Indonesia, akan di-*fine-tune* pada dataset komentar YouTube yang telah dilabeli (negatif, netral, positif). Proses *fine-tuning* ini akan memungkinkan model untuk mengadaptasi pengetahuan linguistiknya ke domain analisis sentimen spesifik pada komentar YouTube[2], [3], [4], [5]. Dengan menerapkan metode *Transfer Learning* menggunakan IndoBERT, diharapkan penelitian ini akan menghasilkan model analisis sentimen yang memiliki kinerja prediktif yang jauh lebih tinggi dibandingkan metode konvensional. Peningkatan akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih handal dan efektif dalam memahami sentimen dari data teks yang kompleks. Secara teoretis, penelitian ini dibangun di atas dasar-dasar pemrosesan bahasa alami (NLP) modern, khususnya konsep *embedding* kontekstual dan arsitektur *transformer*. BERT, sebagai representasi bahasa yang *bidirectional*, mampu memahami konteks kata berdasarkan semua kata lain dalam sebuah kalimat, baik yang mendahului maupun yang mengikutinya. Hal ini berbeda dengan model tradisional yang hanya memproses teks secara sekuensial. Pendekatan *Transfer Learning* juga memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari pelatihan

pada korpus data yang sangat besar (pre-trained model), sehingga mengurangi kebutuhan akan data berlabel yang masif dan waktu pelatihan yang lama.

2. Landasan Teori

Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses dalam ranah pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing) yang bertujuan mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini atau sikap emosional yang terkandung dalam teks terhadap suatu entitas, seperti produk, jasa, kebijakan, atau tokoh tertentu, ke dalam kategori polaritas sentimen (positif, negatif, atau netral). Secara teoritis, analisis sentimen juga dikenal sebagai opinion mining dan berfokus pada pendeteksian subjektivitas, yaitu membedakan teks yang berisi opini dengan teks faktual, kemudian menentukan kecenderungan perasaan penulis. Teknik ini umumnya memanfaatkan pendekatan leksikon berbasis kamus kata berpenanda sentimen dan/atau pendekatan pembelajaran mesin yang mempelajari pola sentimen dari data beranotasi untuk memperoleh model klasifikasi yang lebih akurat. Dalam konteks modern, analisis sentimen digunakan secara luas untuk memahami opini publik dan persepsi pelanggan melalui data teks berskala besar, khususnya dari media sosial dan ulasan daring, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan strategis di bidang bisnis, politik, dan kebijakan publik[2], [6], [7], [8], [9], [10], [11].

Youtube

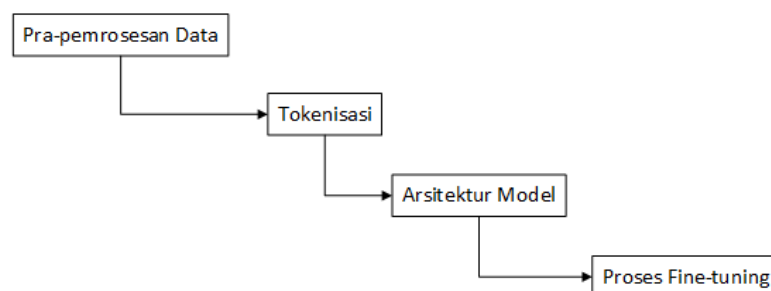
YouTube adalah platform media sosial berbasis video yang memungkinkan pengguna mengunggah, menonton, dan membagikan berbagai jenis konten secara daring melalui beragam perangkat dan peramban web. Sebagai media komunikasi digital, YouTube berfungsi untuk menyampaikan informasi, hiburan, edukasi, serta pemasaran melalui perpaduan visual dan audio yang mudah diakses dan dipahami khalayak luas. Dalam konteks pembelajaran, video YouTube dapat meningkatkan minat, motivasi, dan pemahaman peserta didik karena menyajikan materi secara lebih menarik, konkret, dan interaktif. Sementara dalam bidang komunikasi massa dan pemasaran, YouTube berperan sebagai sarana efektif membangun citra, menyebarkan pesan kepada audiens global, dan memenuhi kebutuhan informasi generasi muda di era digital[12], [13], [14], [15].

IndoBERT

IndoBERT merupakan model bahasa pra-latih berbasis arsitektur BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) yang dirancang khusus untuk memproses teks berbahasa Indonesia secara mendalam dan kontekstual. Model ini mengadopsi mekanisme Transformer dengan self-attention bidirectional sehingga setiap token dapat memahami konteks kata sebelum dan sesudahnya dalam satu kalimat maupun dokumen, menghasilkan representasi vektor yang lebih kaya untuk berbagai tugas pemrosesan bahasa alami seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, dan deteksi hoaks. IndoBERT dilatih (pretraining) menggunakan korpus besar bahasa Indonesia seperti Indo4B yang berisi miliaran kata dari berbagai sumber (Wikipedia, berita, dan teks web), sehingga lebih unggul dibanding model multibahasa (mBERT) dalam menangkap nuansa linguistik lokal, baik formal maupun informal. Secara arsitektur, varian umum seperti IndoBERT-base menggunakan sekitar 12 lapisan encoder Transformer dengan ratusan juta parameter, yang kemudian dapat di-fine-tune pada dataset spesifik tugas untuk mencapai kinerja tinggi pada aplikasi NLP berbahasa Indonesia[16], [17], [18], [19], [20], [21].

3. Metode Penelitian

Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen komentar video YouTube berbahasa Indonesia. Pendekatan yang digunakan adalah *Transfer Learning* dengan memanfaatkan model IndoBERT-Base Uncased untuk meningkatkan akurasi prediksi sentimen.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Pra-pemrosesan Data

Data komentar diperoleh dari video YouTube(<https://www.youtube.com/watch?v=ToUrTFtQvR0>) menggunakan youtube_comment_downloader. Untuk tujuan demonstrasi dan pelatihan model dalam konteks penelitian ini, label sentimen (Negatif, Netral, Positif) pada komentar disimulasikan secara acak pada dataset yang telah diambil. Dalam implementasi nyata, pelabelan ini akan dilakukan secara manual oleh pakar domain.

Tokenisasi

Proses tokenisasi dilakukan menggunakan BertTokenizer yang terkait dengan model indolem/indobert-base-uncased. Setiap komentar diubah menjadi format numerik yang dapat dipahami oleh model BERT, yaitu input_ids (representasi numerik dari token) dan attention_mask (mengidentifikasi token aktual dan padding). Parameter max_length diatur ke 64, yang berarti setiap urutan token akan dipotong atau ditambahkan padding hingga panjang maksimum 64 token.

Arsitektur Model

Model yang digunakan adalah BertForSequenceClassification dari pustaka Hugging Face Transformers. Model ini diinisialisasi dari model dasar indolem/indobert-base-uncased yang telah dilatih sebelumnya pada korpus bahasa Indonesia. Untuk tugas klasifikasi sentimen ini, model dikonfigurasi dengan num_labels=3, sesuai dengan tiga kelas sentimen (Negatif, Netral, Positif). Model kemudian dipindahkan ke perangkat komputasi yang tersedia, yaitu GPU (cuda) jika ada, atau CPU.

Proses Fine-tuning

Dataset yang telah ditokenisasi dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Proses *fine-tuning* model dilakukan dengan menggunakan AdamW sebagai optimizer, yang merupakan varian Adam yang dioptimalkan untuk pelatihan model BERT, dengan *learning rate* sebesar $2e-5$. Data latih dikelola oleh DataLoader dengan batch_size=16 dan RandomSampler untuk memastikan pengambilan batch data secara acak. Pelatihan model dilakukan selama 2 epoch, yang berarti seluruh dataset latih dilewatkan ke model sebanyak dua kali untuk pembaruan bobot.

4. Hasil Dan Pembahasan

Analisis sentimen menggunakan model IndoBERT-Base Uncased telah dievaluasi untuk mengukur kemampuannya dalam mengklasifikasikan komentar YouTube ke dalam kategori Negatif, Netral, dan Positif.

```

tokenizer_config.json: 100% ██████████ 42.0/42.0 [00:00<00:00, 3.93kB/s]
vocab.txt: █████ 234k? [00:00<00:00, 8.84MB/s]
added_tokens.json: 100% ██████████ 2.00/2.00 [00:00<00:00, 207B/s]
special_tokens_map.json: 100% ██████████ 112/112 [00:00<00:00, 13.1kB/s]
config.json: █████ 1.01k? [00:00<00:00, 90.8kB/s]
pytorch_model.bin: 100% ██████████ 445M/445M [00:02<00:00, 241MB/s]
Some weights of BertForSequenceClassification were not initialized from the model checkpoint at indolem/indobert-base-uncased. You should probably TRAIN this model on a down-stream task to be able to use it for predictions and inference.
Mulai Training...
Epoch 1 | Average Loss: 1.1134
model.safetensors: 100% ██████████ 445M/445M [00:08<00:00, 59.8MB/s]
Epoch 2 | Average Loss: 1.1099
Training Selesai!

```

Gambar 2. Indobert Token

Hasil evaluasi disajikan melalui laporan klasifikasi dan visualisasi confusion matrix.

Metrik Evaluasi

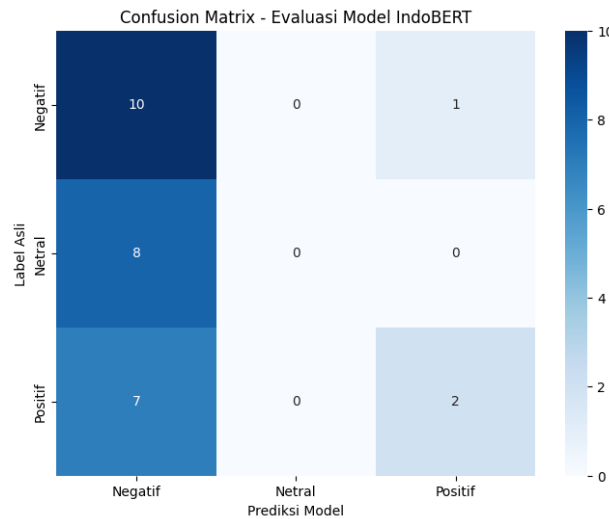
Berikut adalah metrik evaluasi yang diperoleh dari classification_report:

Tabel 1. Metrik Evaluasi

Kelas / Metrik	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.40	0.91	0.56	11
Netral	0.00	0.00	0.00	8
Positif	0.67	0.22	0.33	9
Accuracy			0.43	28
Macro Avg	0.36	0.38	0.30	28

Weighted Avg	0.37	0.43	0.33	28
--------------	------	------	------	----

Model menunjukkan kinerja yang kurang optimal dengan akurasi keseluruhan hanya 43%. Secara spesifik, model cenderung bias mengenali sentimen Negatif (Recall 0.91) namun dengan tingkat kesalahan prediksi yang tinggi (Precision 0.40), sementara sentimen Positif diprediksi dengan cukup tepat namun hanya menjangkau sedikit data aktual (Recall 0.22).



Gambar 3. Confusion Matrix - Evaluasi Model IndoBERT

Kelemahan fatal terlihat pada kelas Netral yang mengalami kegagalan deteksi total (nilai 0.00), menandakan model sangat kesulitan membedakan pola data tersebut.

Analisis Confusion Matrix

Visualisasi *Confusion Matrix* memberikan gambaran mendalam mengenai distribusi prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya, menyoroti adanya ketimpangan performa yang signifikan antar kelas. Pada kelas Negatif, model menunjukkan sensitivitas yang dominan dengan berhasil mengidentifikasi 10 dari 11 komentar asli, menghasilkan *Recall* tinggi sebesar 0.91; namun, kekuatan ini terkompensasi oleh tingginya angka *False Positives* di mana 15 komentar dari kelas lain keliru diprediksi sebagai Negatif, yang menyebabkan anjloknya nilai presisi menjadi 0.40. Sebaliknya, kinerja pada kelas Netral mengalami kegagalan total karena dari 8 data aktual, tidak ada satupun yang terdeteksi dengan benar (*True Positives* 0), dengan mayoritas kesalahan (7 sampel) condong diklasifikasikan ke kelas Negatif. Pola serupa terlihat pada kelas Positif, di mana model bertindak terlalu konservatif dan hanya mampu mengenali 2 dari 9 komentar dengan benar, sementara 7 komentar lainnya menjadi *False Negatives* yang sebagian besar juga tertumpuk di prediksi Negatif. Secara keseluruhan, matriks ini mengindikasikan bahwa model memiliki bias yang kuat untuk memprediksi sentimen sebagai "Negatif", yang menguntungkan deteksi kelas tersebut namun secara drastis mengorbankan akurasi identifikasi pada kelas Netral dan Positif.

Diskusi UndefinedMetricWarning untuk Label 'Netral'

Evaluasi kinerja model mengungkap anomali statistik yang ditandai dengan munculnya *UndefinedMetricWarning* pada kelas 'Netral', sebuah konsekuensi matematis dari nilai presisi dan *recall* 0.00 akibat kegagalan total model dalam memprediksi satu pun sampel sebagai kategori tersebut. Absennya deteksi pada kelas 'Netral', yang seluruh data aktualnya terdistribusi secara keliru ke kelas lain (terutama 'Negatif'), berdampak langsung pada rendahnya akurasi global yang hanya mencapai 43%, sebuah capaian yang belum memadai untuk implementasi praktis. Meskipun model menunjukkan sensitivitas tinggi dalam menjangkau sentimen 'Negatif' (*Recall* 0.91), agresivitas prediksi ini mengorbankan nilai presisi (0.40) dan secara simultan menekan kemampuan deteksi pada kelas 'Positif' yang hanya mencatatkan *Recall* 0.22. Disparitas performa ini mengindikasikan bahwa model gagal mengekstraksi pola linguistik yang bermakna secara efektif, sebuah kondisi yang kemungkinan besar dipicu oleh kombinasi faktor fundamental: keterbatasan volume dataset pelatihan yang menghambat generalisasi, ketidakseimbangan distribusi kelas, serta potensi *noise* dari proses pelabelan data yang bersifat acak (*random labeling*) atau pengaturan *hyperparameter*—seperti jumlah *epoch* yang minim dan batasan *max_length*—yang belum terkalibrasi untuk menangkap kompleksitas kontekstual data secara utuh.

Secara keseluruhan, meskipun penggunaan arsitektur BERT adalah pendekatan yang menjanjikan, kinerja model saat ini sangat terbatas, terutama karena sifat *dummy* dari data pelabelan dan ukuran dataset yang kecil. Untuk meningkatkan kinerja, diperlukan dataset yang lebih besar, dengan pelabelan manual yang akurat dan seimbang antar kelas, serta eksplorasi lebih lanjut terhadap *hyperparameter* training.

5. Kesimpulan

Implementasi model IndoBERT dalam penelitian ini menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 43%, di mana model menunjukkan sensitivitas tinggi pada sentimen negatif namun mengalami kegagalan fatal dalam mengidentifikasi kelas netral dan positif akibat bias yang dipicu oleh pelabelan data acak serta volume dataset yang terbatas. Kinerja yang belum optimal ini menegaskan bahwa validitas data pelatihan memegang peranan krusial dibandingkan kompleksitas arsitektur model semata. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya wajib memprioritaskan kurasi dataset yang lebih besar, seimbang, dan terlabeli secara manual, serta menerapkan strategi pelatihan lanjutan guna meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam mengenali pola sentimen yang lebih akurat. Potensi perbaikan kinerja model di masa mendatang sangat bergantung pada penggantian data simulasi dengan dataset berlabel manual yang lebih besar dan seimbang, yang perlu diintegrasikan secara holistik dengan optimalisasi hiperparameter, penerapan teknik penanganan ketidakseimbangan kelas, pelaksanaan validasi silang untuk hasil yang lebih *robust*, serta analisis *error* mendalam sembari mengeksplorasi varian arsitektur model yang lebih kompleks guna menangkap pola sentimen secara akurat.

6. Daftar Pustaka

- [1] D. Y. Yefferson, V. Lawijaya, and A. S. Girsang, "Hybrid model: IndoBERT and long short-term memory for detecting Indonesian hoax news," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 13, no. 2, 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i2.pp1913-1924.
- [2] R. S. Ainul Wildan, R. Adam Rajagede, and R. Rahmadi, "Analisis Sentimen Politik Berdasarkan Big Data dari Media Sosial Youtube: Sebuah Tinjauan Literatur," *Pros. Autom.*, vol. 2, no. 1, 2021.
- [3] J. Damanik, T. S. Alasi, and V. J. Sianipar, "Smart City Untuk Kemudahan Pelayanan Publik Kota Binjai dengan Pendekatan Sistem Terdistribusi dan Kecerdasan Buatan," *J. RAMBUTAN*, vol. 1, no. 1, pp. 46–52, Dec. 2025, Accessed: Dec. 22, 2025. [Online]. Available: <https://ejurnal.bapperida.binjaikota.go.id/index.php/rambutan/article/view/5>
- [4] S. Y. Prayogi, T. S. Alasi, and R. F. Rahmat, *Pengantar Machine Learning*. Deli Serdang, Indonesia: Media Publikasi Idpress, 2025. [Online]. Available: https://drive.google.com/file/d/1NSrXtKaxF-MUjzI_InyN5Vmf2ycqKzQM/view?usp=sharing
- [5] T. S. Alasi, *Ilmu komputer*. Deli Serdang, Indonesia: Media Publikasi Idpress, 2024. [Online]. Available: https://drive.google.com/file/d/1FoJF5eOPq8jpMxmAnXy_zh6E4-8a1h0/view?usp=sharing
- [6] R. Topik, "PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK".
- [7] A. O. K. Adi, F. P. Gusti, and F. Wijaya, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Legends Pada Google Playstore Menggunakan Naïve Bayes," in *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 2025, pp. 641–646.
- [8] A. Munandar, M. S. Yaasin, and R. A. Firdaus, "Analisis Sentimen Netizen Indonesia Mengenai Boikot Produk," *J. Islam. Bank. Econ.*, vol. 3, no. 1, 2023.
- [9] A. Liawati, R. Narasati, D. Solihudin, C. Lukman Rohmat, and S. Eka Permana, "ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR POLITIK DI MEDIA SOSIAL X DENGAN PENDEKATAAN DEEP LEARNING," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8248.
- [10] A. Sentimen *et al.*, "Analisis Sentimen Masyarakat Di Media Sosial X Terhadap Kemenkes Dengan Naive Bayes dan SVM," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 7, no. 1, 2025.
- [11] P. G. Aryanti and I. Santoso, "Analisis Sentimen Pada Twitter Terhadap Mobil Listrik Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *IKRA-ITH Inform. J. Komput. dan Inform.*, vol. 7, no. 2, 2023.
- [12] A. Saifudin and I. A. Makrifah, "Pengembangan Bahan Ajar Mata Kuliah English Specific Purpose Program Studi Pendidikan Bahasa Inggris Universitas Nahdlatul Ulama Blitar untuk Alat Promosi Pariwisata Blitar," *Briliant J. Ris. dan Konseptual*, vol. 7, no. 3, 2022, doi: 10.28926/briliant.v7i3.882.
- [13] M. I. Pramesti, "Analisis Gaya Komunikasi Ustadz Adi Hidayat Dalam Berdakwah," *Hikmah*, vol. 17, no. 1, 2023, doi: 10.24952/hik.v17i1.6825.
- [14] Mutoharoh Tryas, "Pemanfaatan aplikasi youtube untuk media pembelajaran," *Jubah Raja (Jurnal Bahasa, Sastra, dan Pengajaran)*, vol. 1, no. November, 2022.
- [15] M. A. M. Ardiansyah and M. L. Nugraha, "ANALISIS PEMANFAATAN MEDIA PEMBELAJARAN YOUTUBE DALAM MENINGKATKAN PEMAHAMAN KONSEP MATEMATIKA PESERTA DIDIK," *Semnas Ristek (Seminar Nas. Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.30998/semnasristek.v6i1.5828.
- [16] S. Sanjaya, R. G. Guntara, and S. S. Maesaroh, "Sentiment Analysis of LinkAja Digital Wallet Application Reviews on Google Play Store using Transfer Learning IndoBERT," *INOVTEK Polbeng-Seri Inform.*, vol. 10, no. 3, pp. 1730–1740, 2025.
- [17] F. R. Andhika, W. Witanti, and P. N. Sabrina, "Analisis Sentimen Menggunakan Metode IndoBERT pada Ulasan Aplikasi Zoom Menggunakan Fitur Ekstrasi GloVe," *METIK*, vol. 9, no. 2, 2025.
- [18] M. I. K. Sinapoy, Y. Sibaroni, and S. S. Prasetyowati, "Comparison of LSTM and IndoBERT Method in Identifying Hoax on Twitter," *J. RESTI*, vol. 7, no. 3, 2023, doi: 10.29207/resti.v7i3.4830.
- [19] N. C. Mei, S. Tiun, and G. Sastria, "Multi-Label Aspect-Sentiment Classification on Indonesian Cosmetic Product Reviews with IndoBERT Model," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 15, no. 11, 2024, doi: 10.14569/IJACSA.2024.0151168.

- [20] T. Y. Tandi, T. F. Abidin, and H. Riza, "Incorporation of IndoBERT and Machine Learning Features to Improve the Performance of Indonesian Textual Entailment Recognition," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 11, no. 2, 2025, doi: 10.20473/jisebi.11.2.173-186.
- [21] H. Imaduddin, F. Y. A'la, and Y. S. Nugroho, "Sentiment Analysis in Indonesian Healthcare Applications using IndoBERT Approach," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 8, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140813.