

ANALISIS SENTIMEN DAN DINAMIKA KOMENTAR TIKTOK TERHADAP DRAMA KOREA S LINE MENGGUNAKAN MODEL INDOBERT

Ainin Nurnabilah¹, Umi Hayati², Tati Suprapti³, Ade Rizki Rinaldi⁴.

Program Studi Teknik Informatika¹²³
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak⁴

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
aininurnabilah6@gmail.com

(*) Corresponding Author : aininurnabilah6@gmail.com
Published : 30 Mei 2026

Abstract—The social media platform TikTok is one of the fastest platforms for spreading public opinion, including on viral Korean dramas. The drama *S Line* sparked many comments from users, making it interesting to analyze to determine public sentiment trends. The main problem in this study is how to utilize a Transformer-based Indonesian language model to classify the sentiment of TikTok comments, which are generally short, informal, and non-standard. The objective of this research is to produce a sentiment classification model capable of accurately mapping user comments into positive and negative sentiments. The research dataset consists of 2,851 comments with an unbalanced distribution, namely 2,316 negative comments and 535 positive comments. The research process includes data exploration, text pre-processing, tokenization using the IndoBERT tokenizer, and stratified dataset division into 70% training data, 15% validation data, and 15% test data. To address label imbalance, the study applies class-weighted loss in the fine-tuning process. The IndoBERT model was then trained for four epochs using a modified HuggingFace Trainer. The results showed that the IndoBERT model performed well with an accuracy of 85.05% and a macro F1-score of 0.7749 on the test data. The model was very good at recognizing negative sentiment, but its performance was lower in the positive class due to data imbalance. Temporal analysis shows that negative sentiment dominated most of the observation period, although there was an increase in positive sentiment on certain dates. In general, this study shows that IndoBERT is effective for sentiment analysis on short and informal texts. These results are expected to form the basis for the development of an artificial intelligence-based public opinion monitoring system on social media platforms in Indonesia.

Keywords: Sentiment Analysis, TikTok, IndoBERT, Fine-Tuning, Deep Learning, ClassificationText.

Abstrak—Media sosial TikTok merupakan salah satu platform yang paling cepat dalam menyebarkan opini publik, termasuk terhadap drama Korea yang sedang viral. Drama *S Line* memicu banyak komentar dari pengguna, sehingga menarik untuk dianalisis untuk mengetahui kecenderungan sentimen publik. Masalah utama dalam penelitian ini adalah bagaimana memanfaatkan model bahasa Indonesia berbasis Transformer untuk mengklasifikasikan sentimen komentar TikTok yang umumnya bersifat pendek, informal, dan tidak baku. Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan model klasifikasi sentimen yang mampu memetakan komentar pengguna menjadi sentimen positif dan negatif secara akurat. Dataset penelitian terdiri dari 2.851 komentar dengan distribusi yang tidak seimbang, yaitu 2.316 komentar negatif dan 535 komentar positif. Proses penelitian meliputi eksplorasi data, pra-pemrosesan teks, tokenisasi menggunakan IndoBERT tokenizer, serta pembagian dataset secara *stratified* menjadi 70% data latih, 15% validasi, dan 15% data uji. Untuk menangani ketidakseimbangan label, penelitian menerapkan *class-weighted loss* pada proses *fine-tuning*. Model IndoBERT kemudian dilatih selama empat epoch menggunakan *HuggingFace Trainer* yang dimodifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT memberikan performa yang baik dengan akurasi 85,05% dan *macro F1-score* sebesar 0,7749 pada data uji. Model sangat baik dalam mengenali sentimen negatif, tetapi performanya lebih rendah pada kelas positif akibat ketidakseimbangan data. Analisis temporal memperlihatkan bahwa sentimen negatif mendominasi sebagian besar periode pengamatan, meskipun terdapat peningkatan sentimen positif pada tanggal tertentu. Secara umum, penelitian ini menunjukkan bahwa IndoBERT efektif digunakan untuk analisis sentimen pada teks pendek dan informal. Hasil ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan sistem pemantauan opini publik berbasis kecerdasan buatan pada platform media sosial di Indonesia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, TikTok, IndoBERT, Fine-Tuning, Deep Learning, Klasifikasi Teks.

INTRODUCTION

Kemajuan pesat dalam bidang teknologi informasi dan komunikasi telah memberikan dampak signifikan terhadap pola interaksi sosial di masyarakat, khususnya melalui kehadiran media sosial. Media sosial tidak hanya berperan sebagai alat komunikasi antarpersonal, tetapi juga telah berkembang menjadi ruang publik digital (*digital public sphere*) yang memungkinkan individu untuk mengekspresikan opini, emosi, serta pengalaman mereka terkait berbagai fenomena sosial dan budaya [1]. Salah satu contoh platform yang mencerminkan fungsi ganda tersebut adalah TikTok, yang awalnya dikenal sebagai media hiburan, namun kini juga berfungsi sebagai ruang diskursif kolektif yang terbentuk dari konten berbasis partisipasi pengguna dan dikendalikan melalui sistem kurasi algoritmik [2], [3]. Pola interaksi dalam platform ini mendorong terbentuknya dinamika opini publik yang kompleks, termasuk kecenderungan terjadinya polarisasi akibat paparan berulang terhadap konten yang sesuai dengan preferensi pribadi, serta terbatasnya akses terhadap pandangan yang berbeda [4]. Dalam konteks perkembangan ekosistem media digital, TikTok menempati posisi strategis sebagai salah satu platform dengan tingkat pertumbuhan pengguna yang sangat tinggi, serta menghadirkan ragam konten yang meliputi hiburan, edukasi, hingga ekspresi budaya populer, termasuk fenomena *Korean drama* atau drama Korea yang memiliki basis penggemar global.

Tingginya popularitas TikTok sebagai wadah diskusi budaya populer, khususnya terkait *K-drama*, tidak dapat dilepaskan dari kemampuannya dalam mendorong keterlibatan audiens secara aktif. Berbagai fitur interaktif seperti *duets*, komentar langsung, dan *video remix* memungkinkan pengguna untuk berperan tidak hanya sebagai penikmat pasif, tetapi juga sebagai aktor yang turut membentuk makna kolektif dalam komunitas *fandom* [5], [6]. Selain itu, antarmuka yang mudah diakses, pengalaman penggunaan yang imersif atau dikenal dengan istilah *flow*, serta tingginya potensi konten untuk menjadi viral, menjadikan platform ini sebagai katalisator interaksi sosial digital yang berlangsung secara dinamis dan berkelanjutan [7], [8]. Dengan karakteristik tersebut, TikTok muncul sebagai ruang yang sangat relevan untuk kajian akademik mengenai analisis sentimen dan dinamika opini publik, terutama dalam

konteks budaya hiburan populer seperti drama Korea.

Komentar yang diunggah oleh pengguna TikTok menunjukkan karakteristik linguistik yang khas, yakni cenderung singkat, padat, bersifat informal, dan sarat dengan ekspresi visual seperti *emoji* dan simbol-simbol lainnya. Sejumlah studi linguistik terkini mengindikasikan bahwa interaksi melalui media sosial mengalami kecenderungan penurunan dalam kompleksitas leksikal, peningkatan penggunaan *code-mixing*, serta adopsi gaya bahasa yang semakin kreatif dan terlokalisasi sesuai konteks budaya pengguna [9], [10], [11]. Fenomena ini menghadirkan tantangan metodologis dalam proses analisis teks, mengingat makna yang disampaikan sering kali bersifat implisit dan tidak secara eksplisit dinyatakan [12]. Kesulitan ini diperparah oleh penggunaan struktur kalimat yang tidak mengikuti kaidah baku, keberagaman *register* bahasa, serta kontekstualisasi pesan yang sangat bergantung pada budaya dan dinamika khas dari masing-masing platform. Dengan demikian, diperlukan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) yang mampu memahami nuansa linguistik bahasa Indonesia secara komprehensif dan kontekstual agar analisis teks dapat dilakukan secara lebih akurat dan representatif.

Dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP), berbagai tantangan analitis semakin kompleks akibat keterbatasan ketersediaan data teranotasi dalam bahasa Indonesia, dominasi penggunaan teks tidak baku, serta maraknya campur kode dan *slang* lokal yang tersebar luas di media sosial [13], [14]. Kemajuan pendekatan *deep learning* dan model berbasis *transformer*, seperti BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), telah memberikan kontribusi penting dalam peningkatan kualitas analisis teks. Model BERT dirancang untuk memproses hubungan makna antarkata secara dua arah, sehingga mampu menangkap nuansa emosional dan sentimen yang kompleks dalam teks media sosial. Salah satu pengembangan relevan adalah IndoBERT, yakni model yang dilatih secara khusus menggunakan korpus bahasa Indonesia skala besar dan menunjukkan performa yang kuat dalam mengolah teks informal, termasuk komentar pengguna di platform digital [15], [16]. Temuan penelitian tersebut mengungkap bahwa proses *fine-tuning* terhadap IndoBERT secara konsisten meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen pada teks yang pendek, tidak baku, dan penuh variasi linguistik khas media sosial.

Pendekatan *sentiment analysis* tidak hanya bermanfaat untuk menangkap opini publik secara

sesaat, tetapi juga memiliki nilai strategis dalam memahami dinamika temporal dari respons emosional masyarakat. Sejumlah studi mutakhir mengindikasikan bahwa analisis temporal memungkinkan pengungkapan pola fluktuasi sentimen dari waktu ke waktu, identifikasi titik-titik kritis yang menjadi pemicu perubahan opini, serta pemetaan evolusi diskursus digital secara longitudinal [17], [18]. Dalam konteks komunitas *fandom* K-drama di platform TikTok, penerapan analisis semacam ini menjadi sangat krusial untuk mengkaji bagaimana alur narasi dalam serial serta tingkat popularitas karakter tertentu dapat memengaruhi persepsi, emosi, dan pola interaksi audiens secara berkelanjutan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini difokuskan untuk menganalisis sentimen dan dinamika komentar pengguna TikTok terhadap drama Korea *S Line* dengan memanfaatkan model IndoBERT. Penekanan pada komentar pendek dan bersifat informal dalam bahasa Indonesia diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan metode *Natural Language Processing* (NLP) berbasis *transformer*, khususnya dalam konteks media sosial lokal. Lebih lanjut, penerapan pendekatan temporal dalam analisis sentimen bertujuan untuk menghasilkan pemahaman yang lebih komprehensif dan kontekstual mengenai opini publik digital di tengah dominasi budaya populer global. Temuan dari penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun analisis sentimen di media sosial telah mengalami perkembangan yang pesat, implementasinya masih didominasi oleh platform seperti Twitter, Facebook, dan ulasan aplikasi. Sementara itu, kajian terhadap komentar di TikTok—terutama yang berkaitan dengan budaya populer seperti drama Korea—masih tergolong terbatas. Padahal, fenomena tersebut memiliki potensi besar dalam mengungkap preferensi serta dinamika opini publik di era digital. Selain itu, integrasi antara analisis sentimen berbasis IndoBERT dan studi dinamika komentar secara temporal untuk mengamati perubahan persepsi pengguna terhadap konten hiburan secara longitudinal, hingga saat ini masih jarang dieksplorasi secara mendalam dalam literatur ilmiah.

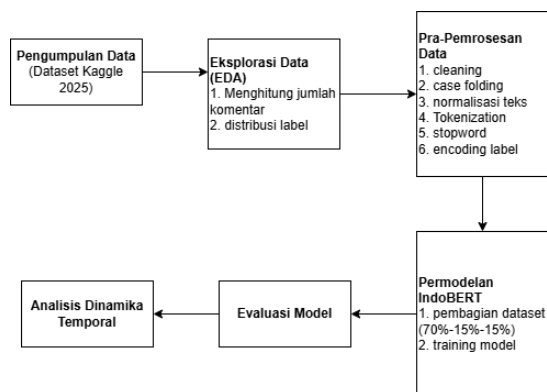
Urgensi penelitian ini bertumpu pada dua dimensi utama. Pertama, dari segi akademik, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan model analisis sentimen dalam konteks bahasa Indonesia yang ditandai oleh kompleksitas, dinamika tinggi, dan karakter informal. Kedua, dari perspektif sosial, temuan

penelitian ini dapat menjadi sumber wawasan bagi pembuat konten, institusi media, serta peneliti budaya dalam memahami bagaimana masyarakat Indonesia memaknai fenomena budaya populer melalui interaksi di media sosial. Selain itu, hasil penelitian ini juga memiliki relevansi strategis bagi para pembuat kebijakan, khususnya dalam merumuskan kebijakan yang berkaitan dengan regulasi media dan penguatan literasi digital. Di tengah meningkatnya risiko penyebaran opini ekstrem maupun informasi yang menyesatkan di ruang digital, ketersediaan data yang mampu merepresentasikan pola sentimen publik menjadi aspek krusial dalam mendukung terciptanya ekosistem media sosial yang sehat, inklusif, dan berorientasi pada pemahaman kritis.

Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini difokuskan pada analisis sentimen dan dinamika komentar pengguna TikTok terhadap drama Korea *S Line* dengan menggunakan model IndoBERT. Data yang dianalisis diperoleh dari platform Kaggle dan telah dilengkapi dengan label sentimen yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif. Melalui pendekatan *fine-tuning* pada model IndoBERT, penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai pola emosional yang tercermin dalam komentar pengguna TikTok terhadap drama *S Line*, sekaligus mengamati perkembangan opini publik dari waktu ke waktu. Temuan dari studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan riset analisis sentimen dalam bahasa Indonesia serta memperkaya khazanah literatur akademik mengenai dinamika komunikasi budaya dalam ekosistem media sosial digital.

MATERIALS AND METHODS

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif dengan menggunakan desain eksperimen komputasional berbasis *Natural Language Processing* (NLP). Dalam konteks NLP, pendekatan ini dinilai tepat untuk menganalisis teks tidak terstruktur, seperti komentar pada platform TikTok, karena memungkinkan proses penambangan dan kuantifikasi data sosial secara sistematis melalui model komputasional, seperti IndoBERT [19]. Pendekatan kuantitatif dipilih karena hasil yang dihasilkan berupa data numerik, seperti nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, yang digunakan sebagai indikator performa dalam tugas analisis sentimen.



Gambar 1. Alur Penelitian

Alur penelitian pada diagram tersebut menggambarkan tahapan sistematis dalam analisis data teks (khususnya komentar) menggunakan pendekatan pemodelan bahasa. Proses dimulai dari pengumpulan data, dilanjutkan dengan eksplorasi, pra-pemrosesan, pemodelan, evaluasi, hingga analisis dinamika temporal.

Tahap pertama adalah pengumpulan data, di mana dataset diperoleh dari Kaggle pada tahun 2025. Dataset ini berisi kumpulan komentar yang akan dianalisis. Pada tahap ini, fokus utamanya adalah memastikan data berhasil diakses dan siap untuk diproses lebih lanjut.

Selanjutnya adalah tahap Eksplorasi Data (EDA). Pada tahap ini dilakukan analisis awal terhadap dataset untuk memahami karakteristik data. Beberapa kegiatan yang dilakukan antara lain menghitung jumlah komentar serta melihat distribusi label (misalnya sentimen positif, negatif, atau netral). Tahapan ini penting untuk mengetahui keseimbangan data serta potensi bias sebelum masuk ke proses pemodelan.

Tahap berikutnya adalah pra-pemrosesan data, yang bertujuan membersihkan dan menyiapkan data teks agar dapat diolah oleh model. Proses ini meliputi cleaning (menghapus noise seperti simbol atau karakter tidak penting), case folding (mengubah teks menjadi huruf kecil), normalisasi teks (menyeragamkan kata tidak baku), tokenization (memecah kalimat menjadi kata), stopword removal (menghapus kata umum yang tidak memiliki makna penting), serta encoding label (mengubah label menjadi format numerik).

Setelah data bersih, masuk ke tahap pemodelan menggunakan IndoBERT. Pada tahap ini dataset dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 70%-15%-15%. Kemudian dilakukan proses training model menggunakan IndoBERT untuk memahami pola dalam data teks dan melakukan klasifikasi sesuai label yang telah ditentukan.

Tahap selanjutnya adalah evaluasi model, di mana performa model diukur menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui seberapa baik model dalam memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Tahap terakhir adalah analisis dinamika temporal, yaitu menganalisis perubahan pola atau tren dari hasil prediksi seiring waktu. Tahapan ini memberikan wawasan tambahan mengenai bagaimana distribusi atau kecenderungan komentar berubah dalam periode tertentu, sehingga hasil penelitian tidak hanya bersifat statis tetapi juga dinamis.

RESULTS AND DISCUSSION

Proses pra-pemrosesan dan tokenisasi data selesai dilakukan, tahapan berikutnya adalah melakukan *fine-tuning* pada model *indobert-base* agar sesuai untuk tugas klasifikasi sentimen pada komentar tiktok. Model *indobert* dasar dimuat melalui kelas pemodelan yang relevan, kemudian ditambahkan lapisan klasifikasi (*classification layer*) baru pada bagian atas arsitektur model. Pada saat pemuatan awal, sistem menampilkan peringatan bahwa bobot pada lapisan klasifikasi belum terlatih. Hal ini merupakan kondisi wajar dalam proses *fine-tuning*, karena lapisan tersebut memang dirancang untuk dilatih menggunakan data spesifik dari penelitian ini.

Untuk mengatasi ketidakseimbangan data yang cukup mencolok di mana jumlah komentar dengan label negatif jauh lebih banyak dibandingkan dengan label positif penelitian ini menerapkan pendekatan *class-weighted loss*. Pendekatan tersebut diimplementasikan melalui kelas kustom bernama *weightedtrainer*, yang dikembangkan sebagai turunan dari kelas *Trainer* milik *huggingface*.

Dalam kelas ini, fungsi *compute_loss* dimodifikasi sedemikian rupa sehingga kesalahan prediksi terhadap kelas minoritas (positif) diberi bobot yang lebih tinggi saat menghitung *loss*. Tujuannya adalah agar model tidak hanya belajar dari pola yang dominan pada kelas mayoritas, tetapi juga terdorong untuk mengenali pola-pola yang terdapat pada kelas minoritas secara lebih optimal.

Selain itu, fungsi *compute_metrics* digunakan untuk menghitung metrik evaluasi utama, yakni *accuracy*, *macro precision*, *macro recall*, dan *macro F1-score*. Penggunaan *macro-average* menjadi krusial dalam konteks ini karena memberikan perlakuan yang seimbang terhadap kedua kelas, sehingga evaluasi performa model tidak bias terhadap kelas mayoritas.

Proses fine-tuning dijalankan selama 4 epoch, dengan parameter pelatihan sesuai yang telah direncanakan di Bab III, termasuk *learning rate*, ukuran batch, strategi evaluasi setiap epoch, dan opsi *load_best_model_at_end=True* yang memastikan model terbaik dipilih berdasarkan nilai macro F1-score pada data validasi.

Tabel 1 Hasil Pelatihan Model

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.620600	0.589001	0.607477
2	0.467100	0.604672	0.866822
3	0.465700	0.563141	0.857477
4	0.383900	0.626586	0.859813

Hasil pelatihan model pada setiap *epoch* menunjukkan tren peningkatan yang konsisten. Pada *epoch* pertama, nilai *training loss* masih relatif tinggi, yaitu sebesar 0,6206, sedangkan *macro F1-score* pada data validasi mencapai 0,5689, yang mengindikasikan bahwa model masih berada pada tahap awal penyesuaian terhadap data. Performa model meningkat secara signifikan pada *epoch* kedua, ditandai dengan penurunan *training loss* menjadi 0,4671 dan kenaikan *macro F1-score* menjadi 0,7659. Peningkatan ini berlanjut pada *epoch* ketiga, yang mencatat *validation loss* terendah sebesar 0,5631 dengan *macro F1-score* sebesar 0,7667. Pada *epoch* keempat, meskipun terjadi sedikit peningkatan pada *validation loss* menjadi 0,6266, *macro F1-score* justru mencapai nilai tertinggi, yaitu 0,7737. Karena parameter *metric_for_best_model* disetel pada *macro F1*, maka model hasil pelatihan pada *epoch* keempat dipilih sebagai model terbaik..

Secara umum, proses *fine-tuning* menghasilkan *training loss* akhir sebesar 0,4942 dengan waktu pelatihan total sekitar 2.217 detik. Penurunan nilai *training loss* secara bertahap, disertai dengan performa validasi yang relatif stabil, mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan. Selain itu, penerapan *class-weighted loss* terbukti efektif dalam meningkatkan kapabilitas model untuk mengenali pola sentimen dari kedua kelas, termasuk kelas positif yang memiliki jumlah data lebih sedikit dibandingkan kelas negatif.

Untuk mendapatkan gambaran lebih detail tentang performa pada tiap label, digunakan *classification report*. Hasilnya adalah:

Tabel 2 Performance per Kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.9329	0.8793	0.9053	348
1	0.5800	0.7250	0.6444	80
Accuracy			0.8505	428
Macro Avg	0.7565	0.8022	0.7749	428
Weighted Avg	0.8670	0.8505	0.8566	428

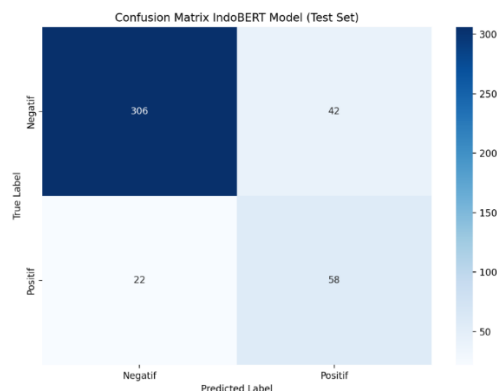
Laporan *classification report* memberikan pemahaman yang lebih mendalam terkait performa model pada masing-masing kategori sentimen. Pada kelas 0, yang merepresentasikan sentimen negatif, model menunjukkan kinerja yang sangat optimal. Nilai *precision* sebesar 0,9329 mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi terhadap komentar negatif terbukti benar. Sementara itu, *recall* sebesar 0,8793 menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar komentar negatif yang terdapat dalam data uji. Gabungan kedua metrik tersebut menghasilkan *F1-score* yang tinggi, yakni 0,9053, yang mencerminkan kemampuan model dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan komentar negatif secara akurat dan konsisten. Kinerja model pada kelas ini menunjukkan presisi dan sensitivitas yang tinggi, yang berarti model tidak hanya berhasil mengenali komentar negatif secara efektif, tetapi juga mampu meminimalkan kesalahan klasifikasi.

Sebaliknya, kinerja model pada kelas 1, yang merepresentasikan sentimen positif, menunjukkan performa yang relatif lebih rendah. Nilai *precision* sebesar 0,5800 mengindikasikan bahwa masih terdapat sejumlah prediksi positif yang tidak akurat atau tergolong *false positives*. Meski demikian, nilai *recall* sebesar 0,7250 mencerminkan sensitivitas model yang cukup baik dalam mengenali komentar berisi sentimen positif, sehingga sebagian besar data positif berhasil teridentifikasi. Nilai *F1-score* sebesar 0,6444 mencerminkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Performa yang lebih rendah pada kelas positif dapat dimaklumi, mengingat jumlah data dalam kelas ini jauh lebih sedikit dibandingkan kelas negatif, sehingga model memiliki keterbatasan dalam mempelajari pola yang representatif dari kelas minoritas tersebut.

Kinerja model pada kelas positif menunjukkan performa yang lebih rendah dibandingkan dengan kelas negatif. Kondisi ini dapat dimaklumi

mengingat jumlah data pada kelas positif secara signifikan lebih sedikit, sehingga model memiliki keterbatasan dalam mempelajari pola yang representatif. Meskipun demikian, nilai *recall* yang cukup tinggi (0,7250) menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas yang baik dalam mendeteksi komentar bernuansa positif. Namun, nilai *precision* yang masih rendah mengindikasikan adanya sejumlah prediksi positif yang tidak tepat (*false positives*).

Confusion matrix di bawah ini memberikan gambaran konkret mengenai jumlah prediksi benar dan salah:



Gambar 2 Confusion Matrix

Berdasarkan hasil evaluasi model, terdapat 306 komentar negatif yang berhasil diprediksi dengan benar, serta 58 komentar positif yang juga terklasifikasi dengan tepat. Namun, masih ditemukan kesalahan klasifikasi, di mana sebanyak 42 komentar negatif salah diprediksi sebagai positif (*false positive*), dan 22 komentar positif salah diprediksi sebagai negatif (*false negative*). Pola kesalahan ini menunjukkan adanya pengaruh ketidakseimbangan kelas pada dataset, di mana kelas negatif lebih dominan dibandingkan kelas positif. Akibatnya, model cenderung lebih sering melakukan kesalahan pada kelas positif sebagai kelas minoritas. Meskipun demikian, model masih mampu mempertahankan nilai *recall* yang cukup baik pada kelas positif, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data positif tetap dapat terdeteksi dengan cukup optimal.

CONCLUSION

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal berikut:

Model IndoBERT menunjukan kinerja yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap komentar pengguna TikTok

terkait drama Korea "S Line", yang ditunjukan oleh nilai akurasi sebesar 85,05% dan macro F1-score sebesar 0.7749 pada data uji.

Pemilihan *macro F1-score* sebagai metrik evaluasi dianggap tepat dalam konteks data komentar media sosial yang memiliki distribusi tidak seimbang, karena metrik ini memberikan penilaian yang adil terhadap performa model pada kedua kelas, baik mayoritas maupun minoritas.

Visualisasi dalam bentuk deret waktu (*time series*) mengungkapkan adanya dinamika perubahan sentimen yang berkorelasi dengan perkembangan alur cerita, khususnya pada bagian yang mengandung konflik. Temuan ini memperkuat peran analisis temporal sebagai pendekatan yang relevan untuk memahami respons pengguna dari waktu ke waktu.

REFERENCE

- [1] G. Z. Nabiilah, S. Y. Prasetyo, Z. N. Izdihar, And A. S. Girsang, "Bert Base Model For Toxic Comment Analysis On Indonesian Social Media," In *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2022, Pp. 714–721. Doi: 10.1016/J.Procs.2022.12.188.
- [2] E. Kubin And C. Von Sikorski, "The Role Of (Social) Media In Political Polarization: A Systematic Review," *Ann. Int. Commun. Assoc.*, Vol. 45, No. 3, Pp. 188–206, 2021, Doi: 10.1080/23808985.2021.1976070.
- [3] S. D. Arora, G. P. Singh, A. Chakraborty, And M. Maity, "Polarization And Social Media: A Systematic Review And Research Agenda," *Technol. Forecast. Soc. Change*, Vol. 183, P. 121942, 2022, Doi: 10.1016/J.Techfore.2022.121942.
- [4] R. Levy, "Social Media, News Consumption, And Polarization: Evidence From A Field Experiment," *American Economic Review*, Vol. 111, No. 3, Pp. 831–870, 2021, Doi: 10.1257/Aer.20191777.
- [5] A. Schellewald, "Understanding The Popularity And Affordances Of Tiktok Through User Experiences," *Media Cult. Soc.*, Vol. 45, No. 8, Pp. 1568–1582, 2023, Doi: 10.1177/01634437221144562.
- [6] H. Zhao And C. Wagner, "How Tiktok Leads Users To Flow Experience: Investigating The Effects Of Technology Affordances With User Experience Level And Video Length As Moderators," *Internet Research*, Vol. 33, No. 2, Pp. 820–849, 2023, Doi: 10.1108/Intr-08-2021-0595.
- [7] J. Burgess, "Understanding The Popularity And Affordances Of Tiktok Through User

- Perspectives," *Media Cult. Soc.*, Vol. 45, No. 8, Pp. 1568–1582, 2023, Doi: 10.1177/01634437221144562.
- [8] S. Lee, "From Local Flavor To Global Fandom: An Exploration Of The Cultural Presentation And Attitudes Towards Using English By Thai Content Creators On The Tiktok Platform," *Front. Commun. (Lausanne)*, Vol. 9, P. 1453316, 2024, Doi: 10.3389/Fcomm.2024.1453316.
- [9] N. Di Marco, E. Loru, A. Bonetti, A. O. G. Serra, M. Cinelli, And W. Quattrocioni, "The Evolution Of Language In Social Media Comments," 2024.
- [10] A. S. Calude, *The Linguistics Of Social Media*. London: Routledge, 2023. Doi: 10.4324/9781003321873.
- [11] L. Panjaitan And A. N. Patria, "Social Media And Language Evolution: The Impact Of Digital Communication On Language Change," *International Journal Of Linguistics, Literature And Translation*, Vol. 7, No. 12, P. 8, 2024, Doi: 10.32996/Ijllt.2024.7.12.8.
- [12] M. T. Uliniansyah Et Al., "Twitter Dataset On Public Sentiments Towards Biodiversity Policy In Indonesia," *Data Brief*, Vol. 52, Feb. 2024, Doi: 10.1016/J.Dib.2023.109890.
- [13] J. Khan, K. Ahmad, S. K. Jagatheesaperumal, And K.-A. Sohn, "Textual Variations In Social Media Text Processing Applications: Challenges, Solutions, And Trends," *Artif. Intell. Rev.*, Vol. 58, No. 3, P. 89, 2025, Doi: 10.1007/S10462-024-11071-Z.
- [14] J. Rahman, M. A. R. Talukder, P. Malakar, M. M. Kabir, And M. F. Mridha, "Recent Advancements And Challenges Of Nlp Based Sentiment Analysis: A State Of The Art Review," *Natural Language Processing Journal*, 2024, Doi: 10.1016/J.Nlp.2024.100059.
- [15] C. Shaw, P. Lacasse, And L. Champagne, "Exploring Emotion Classification Of Indonesian Tweets Using Large Scale Transfer Learning Via Indobert," *Soc. Netw. Anal. Min.*, Vol. 15, P. 22, 2025, Doi: 10.1007/S13278-025-01439-6.
- [16] E. Yulianti And N. K. Nissa, "Absa Of Indonesian Customer Reviews Using Indobert: Single Sentence And Sentence Pair Classification Approaches," *Bulletin Of Electrical Engineering And Informatics*, Vol. 13, No. 5, Pp. 3579–3589, 2024, Doi: 10.11591/Eei.V13i5.8032.
- [17] I. Hossain, S. Puppala, M. J. Alam, S. Talukder, And Z. Talukder, "A Visual Approach To Tracking Emotional Sentiment Dynamics In Social Network Commentaries," *Soc. Netw. Anal. Min.*, Vol. 14, No. 1, 2024, Doi: 10.1007/S13278-024-01332-8.
- [18] X. Zhang And Y. Liu, "A Review On Sentiment Analysis From Social Media Platforms: Temporal Dynamics, Causal Effects And Applications," *Expert Syst. Appl.*, Vol. 224, P. 121811, 2023, Doi: 10.1016/J.Eswa.2023.121811.
- [19] S. Feuerriegel And N. Pröllochs, "Using Natural Language Processing To Analyse Text Data In Behavioural Science: An Exploratory Content Analysis Framework," *Nature Scientific Reports*, 2024, Doi: 10.1038/S41598-024-00392-Z.