



Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi TikTok Menggunakan Fine Tuning IndoBERT

Sentiment Analysis of TikTok App Reviews Using IndoBERT Fine Tuning

Adriansyah Pramana¹, Asep Id Hadiana², Gunawan Abdillah³

^{1,2,3}Jurusan Informatika, Fakultas Sains dan Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani

¹Adriansyah21@unjani.ac.id, ²asep.hadiana@lecture.unjani.ac.id, ³gna@if.unjani.ac.id

Abstract

The TikTok application is one of the most popular social media platforms in Indonesia with millions of user reviews on Google Play Store. This study aims to analyze sentiment towards TikTok reviews using a deep learning approach with IndoBERT customization and focuses on the application of oversampling techniques to overcome data imbalance, with the main objective of improving model performance, especially in recognizing neutral sentiment. This study uses a dataset of 100,002 reviews taken from Kaggle and automatically labeled based on positive, neutral, and negative ratings. The pre-processing stage includes cleaning, case folding, normalization, and tokenization using the IndoBERT tokenizer. The IndoBERT model is then adjusted using 80% training data and 20% test data, with oversampling techniques to balance the classes. Evaluation is performed using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results show that IndoBERT is capable of achieving 89.75% accuracy with high performance in the positive class F1-score 0.87, negative F1-score 0.89, and neutral F1-score 0.93. The balanced high performance across all classes, especially the neutral class, shows that the oversampling strategy successfully enabled the model to recognize all sentiments effectively. These findings also show that the fine-tuned IndoBERT model is an effective model for analyzing public sentiment in Indonesian-language app reviews.

Keywords: Sentiment Analysis, IndoBERT, TikTok, User Reviews, Fine-Tuning

Abstrak

Aplikasi TikTok merupakan salah satu platform media sosial paling populer di Indonesia dengan jutaan ulasan pengguna di Google Play Store. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap ulasan TikTok menggunakan pendekatan deep learning dengan fine-tuning IndoBERT dan berfokus pada penerapan teknik oversampling untuk menangani ketidakseimbangan data, dengan tujuan utama meningkatkan performa model, terutama dalam mengenali sentimen netral. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 100.002 ulasan yang diambil dari kaggle dan dilabeli secara otomatis berdasarkan rating positif, netral dan negatif. Tahapan pra-processing mencakup cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi menggunakan tokenizer IndoBERT. Model IndoBERT kemudian di *fine-tune* menggunakan data latih sebanyak 80% dan 20% data uji, dengan teknik oversampling untuk menyeimbangkan kelas. Evaluasi dilaksanakan dengan memakai metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa IndoBERT mampu mencapai akurasi 89,75% dengan performa tinggi pada kelas positif F1-score 0,87, negatif F1-score 0,89, dan netral F1-score 0,93. Performa tinggi yang seimbang di semua kelas ini terutama kelas netral menunjukkan bahwa strategi oversampling berhasil memungkinkan model untuk mengenali semua sentimen secara efektif. Temuan ini juga menunjukkan bahwa model IndoBERT yang di *fine-tune* adalah model yang efektif untuk menganalisis sentimen publik pada ulasan aplikasi berbahasa Indonesia.

Kata kunci: Analisis Sentimen, IndoBERT, TikTok, User Reviews, Fine-Tuning

1. Pendahuluan

Aplikasi TikTok telah mengalami peningkatan jumlah pengguna yang signifikan, menjadikannya sebagai sebuah platform media sosial paling populer secara global termasuk di Indonesia[1]. Fenomena tersebut menghasilkan sejumlah besar ulasan pengguna di Google Play Store yang merepresentasikan berbagai pendapat, keluhan, maupun apresiasi pengguna terhadap fitur dan layanan aplikasi tersebut.

Namun, besarnya ulasan ini menyebabkan tantangan dalam melakukan analisis manual yang membutuhkan waktu lama dan tenaga kerja yang besar sehingga kurang efektif dan efisien dalam pemanfaatannya[2]. Terlebih lagi, ulasan pengguna TikTok cenderung bersifat informal, pendek, dan menggunakan campuran bahasa yang rumit, sehingga sulit untuk secara otomatis memahami maksud dari pengguna. Tantangan lainnya adalah ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen, dimana ulasan positif dan negatif lebih

banyak dibanding ulasan netral yang dapat menyebabkan kecenderungan dalam proses klasifikasi dan mengurangi keakuratan hasil analisis[3].

Analisis sentimen menjadi solusi yang relevan untuk mengatasi tantangan tersebut[4]. Pendekatan ini berfungsi untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan opini pengguna berdasarkan sentimen positif, negatif dan netral[5]. Hal ini memungkinkan sistem untuk memahami kecenderungan emosional dari setiap ulasan secara otomatis tanpa perlu penilaian manual[6].

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model berbasis IndoBERT menawarkan performa yang lebih unggul dalam menangani data ulasan berbahasa Indonesia yang informal. Sebagai contoh, penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Setiawan dkk. (2023) menemukan bahwa IndoBERTweet memiliki akurasi 80% lebih baik daripada LSTM yang memiliki akurasi 78% pada ulasan TikTok[3]. Kemudian penelitian yang dilakukan Al Farizi (2025) membuktikan bahwa kombinasi BiLSTM dengan IndoBERT memiliki akurasi 92,03% secara signifikan mengungguli BiLSTM dengan akurasi 75,64%[2]. Karena kemampuannya yang terbukti lebih efektif dalam memahami konteks, IndoBERT dipilih sebagai dasar untuk penelitian ini.

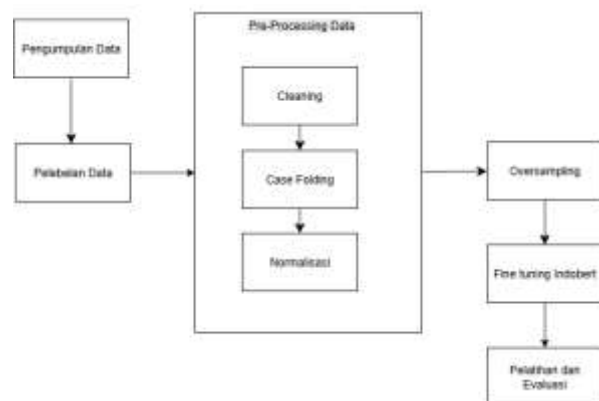
Meskipun terbukti unggul, penelitian-penelitian tersebut menunjukkan adanya keterbatasan yang konsisten yaitu performa yang buruk pada kelas netral. Kelemahan ini yang sering disebabkan ketidakseimbangan data tampak jelas di berbagai ulasan aplikasi. Sebagai contoh lain, penelitian Farhan dkk. (2025) pada ulasan aplikasi Identitas Kependudukan Digital, dimana akurasi mencapai 84,69%, namun F1-score kelas netral sangat rendah yaitu 0.15[7].

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengimplementasikan fine-tuning IndoBERT pada analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi TikTok. Penelitian ini berfokus pada penerapan teknik *oversampling* untuk menangani ketidakseimbangan data, dengan tujuan utama meningkatkan performa model, terutama dalam mengenali sentimen netral.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian ini mengacu pada kajian literatur terkait penggunaan model berbasis transformer, khususnya IndoBERT fine-tuning dalam analisis sentimen teks. Tahapan penelitian mencakup proses pengumpulan data, pre-processing, pembangunan model, pelatihan, serta evaluasi kinerja model. Data yang dipakai pada penelitian ini dapat melalui proses scraping ulasan pengguna aplikasi TikTok di Google Play Store. Setelah data terkumpul, dilaksanakan proses pre-processing yang meliputi cleaning, case folding,

normalisasi, tokenize, serta stopword removal untuk memastikan data siap dipakai dalam pemodelan. Ulasan kemudian dikategorikan ke dalam tiga label sentimen yakni positif, netral serta negatif. Pada tahap pembangunan model, IndoBERT digunakan untuk melakukan fine-tuning dan mengekstrak fitur teks dengan representasi kontekstual yang kaya. Model akan dilatih menggunakan dataset yang telah diberi label dengan skema pembagian data 80% untuk pelatihan serta 20% untuk pengujian. Evaluasi kinerja model dilaksanakan dengan mengukur metrik akurasi, presisi, recall, serta F1-score agar dapat mengetahui sebaik apa model dalam melakukan pengklasifikasian sentimen ulasan pengguna aplikasi TikTok[8]. Tahapan penelitian ditunjukkan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Langkah pertama yang dilaksanakan yaitu pengumpulan data, yakni menggunakan dataset ulasan aplikasi TikTok yang tersedia pada platform Kaggle. Dataset tersebut berisi lebih dari seratus ribu baris data[9].

Setelah proses pengumpulan data selesai, karena analisis sentimen menggunakan metode *supervised learning* dibutuhkan dataset yang telah mempunyai label. Penentuan label dilakukan secara otomatis berdasarkan rating bintang yang diberikan oleh pengguna. Ulasan dengan rating 4-5 dikategorikan sebagai positif, ulasan dengan rating 3 merupakan sentimen netral, kemudian rating 1-2 merupakan sentimen negatif[10].

Kemudian setelah diberi label sentimen penelitian ini menggunakan sampel dataset sebanyak 8.490 data. Pemilihan sampel dilakukan untuk menyesuaikan dengan keterbatasan sumber daya komputasi, mengingat proses pelatihan model berbasis IndoBERT membutuhkan waktu dan memori yang besar.

Tahap berikutnya adalah pre-processing data, yaitu serangkaian langkah pembersihan dan normalisasi agar teks siap diolah oleh model. Proses ini mencakup cleaning yang bertujuan untuk menghapus karakter yang tidak perlukan seperti angka, emoticon, tanda baca, dan URL[11], case folding untuk mengubah

seluruh huruf pada teks menjadi huruf kecil sehingga memudahkan proses pencocokan kata dengan tokenisasi pada model IndoBERT, normalisasi untuk mengganti kata tidak baku ataupun singkatan dengan bentuk yang lebih standar[12].

Selanjutnya tahap *Oversampling*, tahap ini digunakan untuk menangani masalah ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen yang teridentifikasi pada tahap pelebelan data[13].

Tahap selanjutnya ada proses fine-tuning IndoBERT, proses ini dilakukan pada model IndoBERT menggunakan dataset TikTok. Model ini disesuaikan dengan data melalui langkah tokenisasi teks menggunakan tokenizer. Teknik ini memungkinkan model untuk menangkap pola bahasa spesifik dalam dataset dan menghasilkan sentimen yang lebih baik[14].

Selanjutnya tahap pelatihan dan evaluasi model. Pada tahapan ini model dilatih dengan memakai data latih, kemudian dievaluasi dengan data uji. Pemisahan dataset menjadi set pelatihan (80%) dan set validasi (20%) memulai proses pelatihan. Selama pelatihan, model dioptimalkan dengan AdamW menggunakan learning rate awal sebesar $3e-6$ [15]. Kemudian model ini dilakukan untuk mengukur sampai manakah model mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan baik. Evaluasi dilaksanakan dengan memakai metrik umum, yaitu accuracy, precision, recall, F1-score, maupun confusion matrix untuk melihat detail distribusi prediksi antar kelas[16].

Accuracy digunakan untuk mengukur persentase prediksi yang benar; Precision digunakan untuk mengukur prediksi positif. Nilai precision yang tinggi memperlihatkan bahwasanya model jarang memberikan prediksi positif yang salah; Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model mendeteksi semua data positif. Nilai recall yang tinggi memperlihatkan bahwasanya model dapat menangkap lebih banyak data positif, meskipun precision menurun.

Selanjutnya F1-Score, dipakai untuk mengevaluasi keseimbangan antara precision dan recall pada tiap kelas sentimen. Nilai F1-Score yang tinggi memperlihatkan bahwasanya model mempunyai keseimbangan yang baik antara precision dan recall[17].

Terakhir ada Confusion Matrix, dipakai untuk melakukan analisis visual terhadap performa model dengan melihat distribusi prediksi benar maupun salah pada tiap kelas.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Data

Agar mendapatkan data, peneliti memakai dataset yang tersedia di *Kaggle*. Dataset tersebut diperoleh kemudian dijadikan sebagai data penelitian utama. Proses

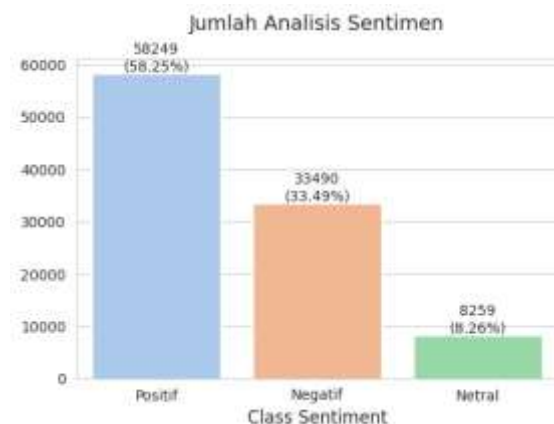
pengolahan data dilaksanakan dengan memakai *Google Collaboratory* dengan bahasa pemrograman *Python*, serta berbaai *library* pendukung seperti *pandas* dan *numpy* untuk mempermudah tahap pre-processing dan analisis. Hasil pengumpulan data yang diambil dari tahun 2024 sampai 2025 sebanyak 100000 data serta data disimpan dalam bentuk CSV supaya memberikan kemudahan dalam menggunakan cara analisis sentimen. Pengumpulan data ditunjukkan dalam Gambar 2.

	Review ID	username	rating	Review Text	Date
0	6e408b63d423408b908a3d8e0742e7	Pengguna Google	5.0	Seperti apa kata banget	19850025 07 18
1	a791307a28ae4b01a0c7f7383771a33a	Pengguna Google	5.0	Mantap	19850025 07 18
2	5d6e76d7646403748738a613a3a6a	Pengguna Google	1.0	Bisa memotivasi tapi bisa juga membuat jeda	19850025 07 18
3	8a600c1e4d-47a3-a055-a33a30529f	Pengguna Google	1.0	Aku nka bisa tetapi bisa buat membuat jeda	19850025 07 18
4	876c3a0f7710-4383-89f8-80736000a7	Pengguna Google	1.0	Tidak satungat untuk jadi karyawati di kapal	19850025 07 18

Gambar 2. Hasil Pengumpulan Data

3.2. Pelabelan Data

Proses ini dilaksanakan secara otomatis dengan memanfaatkan informasi rating bintang pada ulasan. Ulasan dengan rating 1-2 diberi label sentimen negatif, rating 3 sebagai sentimen netral, kemudian rating 4-5 diberi label sentimen positif. Dari total 100.002 dataset, sebanyak 99.998 yang memiliki label, sebanyak 58249 ulasan masuk ke kategori positif, 33490 ulasan masuk ke kategori negatif, dan 8259 ulasan masuk ke kategori netral. Distribusi ini akan divisualisasikan pada gambar dan menunjukkan ketidaseimbangan jumlah antar kelas sentimen. Gambar 3 menunjukkan pelabelan data.



Gambar 3. Hasil Pelabelan Data

3.3 Pre-Processing Data

Pada tahapan ini dilakukan beberapa proses untuk membersihkan serta mempersiapkan data sebelum dianalisis lebih lanjut. Berikut ini adalah penjelasan dari setiap tahapan beserta hasil yang diperoleh.

Cleaning dilakukan untuk membersihkan teks dari karakter atau format yang tidak diperlukan seperti URL atau emoji, serta mengubah teks menjadi *lowercase*. Gambar 4 menunjukkan *cleaning*.

Rating	Review Text	Cleaning
0	5.0 bagus aku suka banget	bagus aku suka banget
1	5.0 Mantap	Mantap
2	1.0 Bisa mendownload tapi tidak bisa masuk dan jika...	Bisa mendownload tapi tidak bisa masuk dan jika...
3	1.0 Aku suka tiktok tetapi tidak bisa membuat jeda...	Aku suka tiktok tetapi tidak bisa membuat jeda...
4	1.0 Tiktok sekarang udah jelek kebanyakan di updat...	Tiktok sekarang udah jelek kebanyakan di updat...

Gambar 4. Hasil Cleaning

Case Folding dilaksanakan untuk mengubah seluruh huruf pada teks menjadi kecil agar memudahkan proses pencocokan kata. *Case folding* ditunjukkan dalam Gambar 5.

case_folding
bagus aku suka banget
mantap
bisa mendownload tapi tidak bisa masuk dan jika...
aku suka tiktok tetapi tidak bisa membuat jeda...
tiktok sekarang udah jelek kebanyakan di updat...

Gambar 5. Hasil Case Folding

Normalisasi dilaksanakan untuk menyamakan bentuk kata namun tidak mengubah maknanya. Gambar 6 memperlihatkan normalisasi.

normalisasi
bagus aku suka banget
mantap
bisa mendownload tapi tidak bisa masuk dan jika...
aku suka tiktok tetapi tidak bisa membuat jeda...
tiktok sekarang sudah jelek kebanyakan di upda...
masuk tik tok najis

Gambar 6. Hasil Normalisasi

3.4 Fine-Tuning Model

Tahap ini diawali dengan mengimpor library dan dataset yang akan diperlukan. Library yang digunakan adalah Transformers dari HuggingFace untuk memanfaatkan model IndoBERT, pandas untuk pengolahan data, serta Matplotlib untuk visualisasi hasil. Proses fine-tuning dilakukan dengan memanfaatkan model dari HuggingFace. Model ini sebelumnya telah melalui tahap *pretraining* pada corpus besar bahasa Indonesia, sehingga di dalam penelitian ini hanya diperlukan penyesuaian terhadap dataset ulasan TikTok. Kemudian teks ulasan ditokenisasi menggunakan BertTokenizer sehingga diperoleh representasi berupa *input_ids*, *token_type_ids* dan *attention_mask* yang sesuai dengan model IndoBERT.

3.5 Pelatihan dan Evaluasi

Proses pelatihan model IndoBERT berlangsung selama tiga epoch. Pada epoch pertama, model menghasilkan nilai *Training loss* sebesar 0.788 serta *Validation loss* sebesar 0.449 dengan akurasi 84.3%. Pada epoch kedua, terjadi penurunan pada *training loss* menjadi 0.349

tetapi menunjukkan penurunan performa pada *validation loss* menjadi 0.426, disertai sedikit kenaikan akurasi menjadi 88.1%. Kemudian pada epoch ketiga nilai *training loss* mengalami penurunan menjadi 0.207 serta *validation loss* menurun menjadi 0.415, sementara akurasi naik menjadi 89.7%, yang menandakan bahwa model tetap mampu menjaga kestabilan performa. Secara keseluruhan hasil ini menunjukkan bahwa model IndoBERT dengan teknik fine-tuning mampu melakukan klasifikasi sentimen ulasan aplikasi TikTok dengan cukup baik, mencapai akurasi akhir sebesar 90%. Gambar 7 menunjukkan hasil pelatihan model.

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy
1	0.788300	0.449702	0.843345
2	0.349700	0.426978	0.881037
3	0.207700	0.415379	0.897527

Gambar 7. Pelatihan Model

Selanjutnya bagian evaluasi, pertama ada accuracy, berdasarkan hasil evaluasi model memperoleh accuracy keseluruhan sebesar 89.75%. Model mampu mengenali ulasan positif dengan precision sebesar 0.89, kemudian recall sebesar 0.85 serta F1-score sebesar 0.87. selanjutnya ulasan negatif dengan precision sebesar 0.88, recall 0.90 serta F1-score sebesar 0.89 yang memperlihatkan performa cukup baik di dua kelas ini. Sedangkan untuk kelas netral menunjukkan performa terbaik dengan precision sebesar 0.92, recall 0.94 dan F1-score sebesar 0.93. Selanjutnya nilai macro average pada precision sebesar 0.90, recall sebesar 0.90 serta F1-score sebesar 0.90. kemudian, nilai weighted average pada precision sebesar 0.90, recall sebesar 0.90 dan F1-score sebesar 0.90 menunjukkan bahwa model sangat optimal, tidak bias dan mampu melakukan generalisasi dengan baik pada semua kelas sentimen. Gambar 8 menunjukkan hasil Accuracy dan classification report.

Accuracy: 0.8975265017667845				
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.88	0.90	0.89	532
Netral	0.92	0.94	0.93	568
Positif	0.89	0.85	0.87	598
accuracy			0.90	1698
macro avg	0.90	0.90	0.90	1698
weighted avg	0.90	0.90	0.90	1698

Gambar 8. Classification report

Selanjutnya perbandingan kelas negatif, netral dan positif pada precision, recall dan F1-score sebelum di *oversampling* dan setelah di *oversampling* ada pada Tabel 1, 2 dan 3.

Table 1 Perbandingan Classification Precision

Metrik/kelas	Tanpa <i>oversampling</i>	<i>Oversampling</i>
Negatif	0.70	0.88
Netral	0.00	0.92
Positif	0.85	0.89

Table 2 Perbandingan Classification Recall

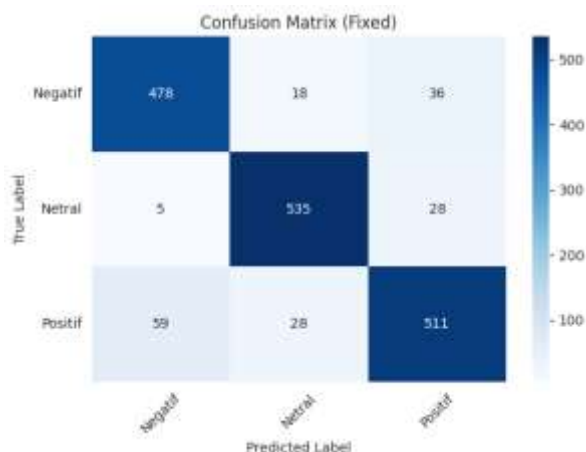
Metrik/kelas	Tanpa <i>oversampling</i>	<i>Oversampling</i>
Negatif	0.83	0.90
Netral	0.00	0.94
Positif	0.89	0.85

Table 3 Perbandingan Classification F1-score

Metrik/kelas	Tanpa <i>oversampling</i>	<i>Oversampling</i>
Negatif	0.76	0.89
Netral	0.00	0.93
Positif	0.87	0.87

Pada hasil tersebut dapat dilihat penerapan *Oversampling* dapat membantu meningkatkan kemampuan model dalam pengklasifikasian ulasan dengan lebih baik dimana pada hasil evaluasi precision terjadi peningkatan di berbagai kelas. Kemudian pada hasil evaluasi recall terjadi peningkatan setelah di *oversampling* pada kelas negatif dan netral, tetapi terjadi penurunan pada kelas positif pada saat sudah di *oversampling*. Yang terakhir hasil evaluasi F1-score terjadi peningkatan pada kelas negatif dan netral setelah dilakukan *oversampling*, tetapi tidak terjadi perubahan pada kelas positif setelah di *oversampling*.

Selanjutnya tahap Confusion Matrix, tahapan ini memperlihatkan bahwasanya model IndoBERT mampu mengenali ulasan Negatif dengan baik yaitu dari total 532 data ulasan negatif, model berhasil memprediksi 478 ulasan dengan benar. Model ini melakukan sedikit kesalahan dengan memprediksi 18 ulasan sebagai netral dan 36 sebagai positif. Kemudian ulasan netral menunjukkan performa terbaik, dari total 568 data ulasan netral model berhasil memprediksi 535 ulasan dengan benar. Sedangkan untuk kelas positif, dari total 598 data model berhasil memprediksi 511 ulasan dengan benar. Gambar 9 menunjukkan confusion matrix.



Gambar 9. Confusion Matrix

4. Kesimpulan

Penelitian ini sukses membuktikan bahwa model IndoBERT yang di fine-tune dengan teknik *oversampling* sangat efektif untuk klasifikasi sentimen ulasan aplikasi TikTok. Model ini berhasil mencapai akurasi keseluruhan 89,75% dan menunjukkan performa yang kuat dan seimbang di semua kelas positif dengan F1-score 0.87, kemudian kelas negatif dengan F1-score 0.89 dan kelas netral dengan F1-score 0.93. penelitian ini menunjukkan bahwa strategi *oversampling* berhasil mengatasi masalah ketidakseimbangan data. Pendekatan ini secara signifikan meningkatkan kelas Netral, yang mana mengisi celah penelitian sebelumnya dimana kelas Netral sering gagal terdeteksi atau memiliki F1-score yang sangat rendah. Oleh karena itu, bagi pengembang selanjutnya disarankan untuk membandingkan efektivitas teknik *oversampling* ini dengan penyeimbang data yang lebih canggih seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*).

Daftar Rujukan

- [1] S. Fide, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI TIKTOK DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN ASOSIASI," vol. 10, no. 3, pp. 346–358, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [2] 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, Jan. 2025, doi: 10.29100/jupi.v10i1.5815.
- [3] J. C. Setiawan, K. M. Lhaksana, and B. Bunyamin, "Sentiment Analysis of Indonesian TikTok Review Using LSTM and IndoBERTweet Algorithm," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 8, no. 3, pp. 774–780, Aug. 2023, doi: 10.29100/jupi.v8i3.3911.
- [4] J. Alfiah Zulqornain and P. Pandu Adikara, "Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Aplikasi Tiktok Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Categorical Proportional Difference (CPD)," 2021. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [5] A. N. Alfarobby and H. Irawan, "Analisis Sentimen Kepuasan Konsumen Pengguna Transportasi Online Pada Ulasan Google Playstore Menggunakan Indobert Dan Topic Modeling (Studi kasus: Gojek dan Grab)," 2024.
- [6] G. L. Tumanggor, F. Victor, and P. Samosir, "Sentiment Analysis in E-Commerce: Beauty Product Reviews," *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, vol. 16, no. 2, 2024.
- [7] A. Farhan and A. Y. Rahman, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI IDENTITAS KEPENDUDUKAN DIGITAL DI GOOGLE PLAY STORE DENGAN BERT," 2025.
- [8] D. Nuryadi *et al.*, "FINE TUNING INDOBERT UNTUK ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI TIKET.COM DI GOOGLE PLAY STORE," 2025.
- [9] A. Wirayudha, M. Murniyati, and R. Rosdiana, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Access By KAI Pada Google Play Store Menggunakan Metode Indobert," *Portal Riset dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, Jan. 2025, doi: 10.59696/prinsip.v3i1.69.
- [10] N. A. R. Putri and Ardiansyah, "Analisis Sentimen Terhadap Kemajuan Kecerdasan Buatan di Indonesia

- Menggunakan BERT dan RoBERTa,” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 136–145, Nov. 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i2.649.
- [11] A. Dwi Indriyanti and P. N. Fadhilah, “Analisis Sentimen terhadap Opini Publik Mengenai Childfree dalam Pernikahan pada Twitter Menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN),” *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 05, 2023.
- [12] A. I. Kamil, O. N. Pratiwi, and D. Witarsyah, “Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik terhadap Aplikasi Pembelajaran Online pada Platform Google Play,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 836–849, Mar. 2025, doi: 10.29100/jupi.v10i2.6023.
- [13] T. Prana, W. Sukma, and M. R. Pribadi, “Analisis Sentimen Review Pengguna Viu pada Play Store dengan Algoritma Random Forest,” vol. 2, no. 1.
- [14] KUNAEFI AANG, “KLASIFIKASI BERITA HOAKS BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN INDOBERT FINE-TUNING,” 2025.
- [15] M. R. Manoppo *et al.*, “ANALISIS SENTIMEN PUBLIK DI MEDIA SOSIAL TERHADAP KENAIKAN PPN 12% DI INDONESIA MENGGUNAKAN INDOBERT,” *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 152–163, May 2025, doi: 10.69916/jkbt.v4i2.322.
- [16] M. Haris, A. Suharso, and E. Haodudin Nurkifli, “ANALISIS SENTIMEN PADA GAME EFOOTBALL DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA INDOBERT,” 2024.
- [17] W. Romadhona and A. R. Isnain, “ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA MEDIA SOSIAL TERHADAP KEBIJAKAN KENAIKAN PAJAK HIBURAN MENGGUNAKAN METODE SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE),” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 4, pp. 2185–2195, Nov. 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i4.5603.