



Analisis Sentimen Publik terhadap ‘Save Raja Ampat’ di Media Sosial Menggunakan Model IndoBERT

Dimas Eko Putro, Doris Juarsa, BP Putra Hermana, Bagastian Bagastian, Heni Sulistiani*

Magister Ilmu Komputer, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia

Email: ¹dimas_eko_putro@teknokrat.ac.id, ²doris_juarsa@teknokrat.ac.id, ³bp_putra_hermana@teknokrat.ac.id,

⁴bagastian@teknokrat.ac.id, ⁵heni_sulistiani@teknokrat.ac.id

Email Penulis Korespondensi: henisulistiani@teknokrat.ac.id

Abstrak—Kampanye “Save Raja Ampat” menjadi isu lingkungan yang banyak menarik perhatian publik di media sosial, khususnya TikTok dan Youtube. Video-video bertagar #SaveRajaAmpat menghadirkan beragam respons dari masyarakat, mulai dari dukungan penuh hingga kritik terhadap tindakan eksploitasi sumber daya alam. Fenomena ini mencerminkan pentingnya memahami sentimen publik sebagai indikator keberhasilan kampanye konservasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kampanye tersebut dengan menggunakan pendekatan pemodelan bahasa berbasis kecerdasan buatan, yakni IndoBERT. Data diperoleh dari komentar-komentar pengguna TikTok pada video-video yang mengukung kampanye “Save Raja Ampat”, dengan jumlah data yang digunakan sebanyak 10.000 komentar. Proses analisis dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu pra-pemrosesan data, pelabelan sentimen (positif, negatif, netral), serta pelatihan dan evaluasi model IndoBERT. Hasil awal menunjukkan bahwa mayoritas sentimen publik terhadap kampanye bersifat positif, dengan akurasi model mencapai 71% dalam klasifikasi sentimen. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemahaman persepsi masyarakat terhadap isu lingkungan serta memperlihatkan efektivitas penggunaan model IndoBERT dalam konteks media sosial.

Kata Kunci: TikTok; IndoBERT; Save Raja Ampat; Sentiment Analysis; Social Media

Abstract—The “Save Raja Ampat” campaign has emerged as a significant environmental issue that has garnered widespread public attention on social media platforms, particularly TikTok and YouTube. Videos tagged with #SaveRajaAmpat have sparked various public responses, ranging from full support to criticism of natural resource exploitation. This phenomenon highlights the importance of understanding public sentiment as an indicator of the campaign’s effectiveness. This study aims to analyze public sentiment toward the campaign using a language modeling approach based on artificial intelligence, namely IndoBERT. The data were obtained from user comments on TikTok videos promoting the “Save Raja Ampat” campaign, totaling 10,000 comments. The analysis process involved several stages, including data preprocessing, sentiment labeling (positive, negative, neutral), and the training and evaluation of the IndoBERT model. Preliminary results indicate that the majority of public sentiment toward the campaign is positive, with the model achieving an accuracy rate of 71% in sentiment classification. This study contributes to understanding public perception of environmental issues and demonstrates the effectiveness of using the IndoBERT model in the context of social media.

Keywords: TikTok; IndoBERT; Save Raja Ampat; Sentiment Analysis; Social Media

1. PENDAHULUAN

Raja Ampat dikenal sebagai kawasan konservasi laut dengan keanekaragaman hayati tertinggi di dunia [1]. Namun, dalam beberapa tahun terakhir, wilayah ini menghadapi tekanan serius akibat pertumbuhan pariwisata, eksploitasi sumber daya alam, dan lemahnya pengawasan lingkungan [1], [2]. Kondisi ini memicu berbagai bentuk kampanye digital, salah satunya kampanye Save Raja Ampat yang banyak tersebar melalui media sosial, khususnya TikTok dan YouTube. Platform ini, yang memiliki basis pengguna besar dan aktif, menjadi ruang diskusi publik yang sangat dinamis, termasuk dalam isu lingkungan. Kampanye ini memancing beragam tanggapan dari masyarakat yang terekam dalam kolom komentar, mulai dari dukungan penuh hingga kritik dan ketidakpercayaan [1].

Fenomena tersebut menunjukkan pentingnya analisis terhadap persepsi publik yang diekspresikan secara spontan melalui media sosial. Untuk memahami kecenderungan opini tersebut, analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan [13], [15]. Analisis sentimen merupakan bagian dari Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan mengklasifikasikan opini dalam teks menjadi sentimen positif, negatif, atau netral [3]. Model berbasis deep learning seperti BERT dan varian lokalnya, IndoBERT, kini menjadi metode yang banyak digunakan karena mampu memahami konteks dan struktur bahasa Indonesia secara lebih akurat dibanding metode konvensional seperti Naïve Bayes atau SVM [3], [4], [5].

Beberapa penelitian menunjukkan performa unggul IndoBERT dalam klasifikasi sentimen pada teks berbahasa Indonesia menunjukkan bahwa IndoBERT berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan produk dengan akurasi yang baik [6]. Prasetyo dan Handayani [4] juga mencatat keunggulan model ini dalam domain perhotelan. Selain itu, Meskipun demikian, belum banyak studi yang menggunakan IndoBERT untuk menganalisis kampanye sosial atau lingkungan di TikTok dan Youtube, khususnya dalam konteks pelestarian alam seperti Save Raja Ampat. Hal ini menunjukkan adanya gap penelitian yang signifikan dan menjadi celah kontribusi dalam studi ini.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kampanye Save Raja Ampat di TikTok dan Youtube dengan menggunakan model IndoBERT [6], [7]. Data dikumpulkan dari komentar pengguna pada video yang mengukung tagar kampanye tersebut. Penelitian ini tidak hanya memberikan gambaran objektif tentang sikap masyarakat terhadap isu konservasi, tetapi juga mengevaluasi performa IndoBERT dalam mengolah data sosial media berbasis teks informal [8]. Secara praktis, hasil penelitian ini diharapkan menjadi dasar bagi aktivis lingkungan, pembuat kebijakan, dan pelaku komunikasi publik dalam merancang strategi kampanye yang lebih efektif dan berbasis data.

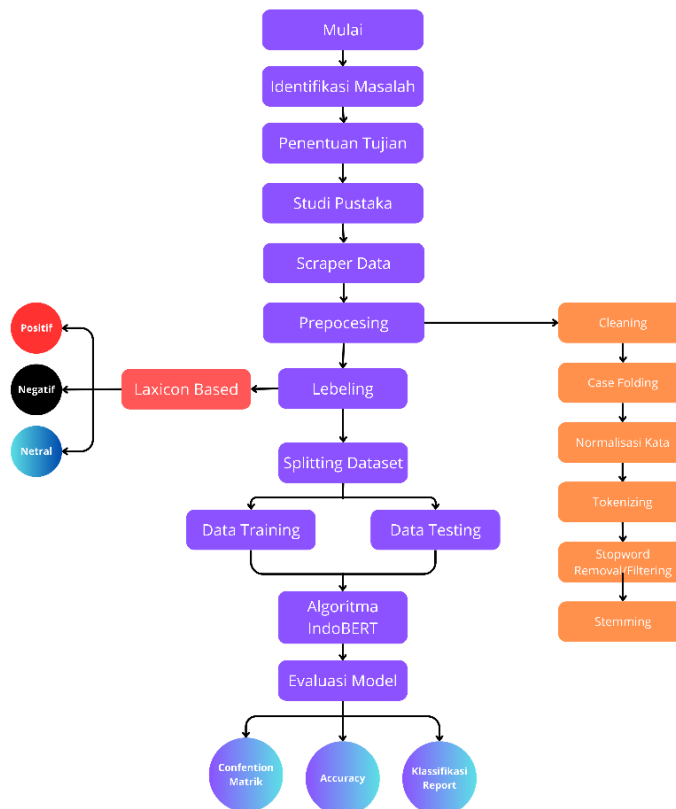


Kontribusi dari penelitian ini meliputi dua aspek utama: pertama, dari sisi akademik, penelitian ini memperluas pemanfaatan IndoBERT pada ranah media sosial dalam konteks lingkungan [9] kedua, dari sisi praktis, penelitian ini menawarkan wawasan baru tentang persepsi publik yang dapat dimanfaatkan dalam perencanaan advokasi dan komunikasi kampanye konservasi di Indonesia. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya bersifat deskriptif, tetapi juga strategis dalam menjawab tantangan pelestarian lingkungan di era digital[10].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini dirancang secara sistematis dan divisualisasikan melalui diagram alur pada Gambar 1, yang menggambarkan setiap langkah yang ditempuh selama proses penelitian berlangsung.



Gambar. Tahapan Penelitian

Gambar 1, tahapan penelitian dalam studi ini disusun secara sistematis untuk mendukung proses analisis sentimen komentar pengguna TikTok terhadap kampanye Save Raja Ampat menggunakan model IndoBERT. Proses penelitian terdiri dari beberapa langkah yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Identifikasi Masalah dan Penentuan Tujuan

Penelitian dimulai dengan mengidentifikasi masalah utama, yaitu perlunya pemetaan opini publik terhadap kampanye konservasi yang viral di media sosial. Selanjutnya, dirumuskan tujuan penelitian, yaitu mengklasifikasikan sentimen publik dan mengevaluasi performa model IndoBERT dalam klasifikasi data sosial media.

b. Studi Pustaka

Peneliti melakukan penelusuran dan telaah terhadap referensi-referensi yang relevan terkait analisis sentimen, penggunaan IndoBERT, serta pemanfaatan data media sosial dalam kampanye lingkungan.

c. Pengumpulan Data (Scraping Data)

Data dikumpulkan dari platform TikTok dengan mengekstraksi komentar-komentar yang terdapat pada video yang membahas *SaveRajaAmpat*. Proses scraping dilakukan menggunakan skrip Python untuk mendapatkan data komentar secara otomatis.

d. Pra-pemrosesan Data (Preprocessing)

Tahap ini dilakukan untuk membersihkan data teks dari unsur-unsur yang tidak relevan. Adapun langkah-langkah pra-pemrosesan meliputi:

1. *Cleaning*: menghapus simbol, emoji, dan karakter non-alfabet.
2. *Case Folding*: mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil.
3. *Normalisasi Kata*: menyamakan kata tidak baku menjadi bentuk baku.



4. *Tokenizing*: memisahkan kalimat menjadi kata per kata.
 5. *Stopword Removal*: menghapus kata-kata umum yang tidak mengandung makna penting.
 6. *Stemming*: mengembalikan kata ke bentuk dasarnya menggunakan stemmer bahasa Indonesia.
- e. Pemberian Label Sentimen (Labeling)
Komentar-komentar yang telah dibersihkan kemudian diberi label sentimen menggunakan pendekatan berbasis leksikon (*lexicon-based*), yaitu positif, negatif, atau netral. Proses ini diawasi secara manual untuk memastikan validitas data.
- f. Pembagian Dataset (Splitting Dataset)
Setelah proses pelabelan komentar selesai, dataset kemudian dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*), dengan perbandingan umum 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Data pelatihan digunakan dalam proses pembelajaran model IndoBERT, sedangkan data pengujian dimanfaatkan untuk menilai kinerja model yang telah dilatih.
- g. Pelatihan Model (Training IndoBERT)
Model IndoBERT digunakan untuk melakukan *fine-tuning* pada data pelatihan. IndoBERT merupakan model *pre-trained* yang telah dilatih pada korpus bahasa Indonesia, sehingga dapat memahami konteks lokal secara lebih baik dalam proses klasifikasi.
- h. Evaluasi Model
Kinerja model diukur menggunakan tiga metrik utama:
1. *Confusion Matrix*: untuk melihat distribusi klasifikasi benar dan salah antar kategori.
 2. *Accuracy*: untuk mengukur persentase prediksi benar secara keseluruhan.
 3. *Classification Report*: berisi precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas sentimen.

2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses untuk mengetahui apakah suatu opini bersifat positif, negatif, atau netral. Tujuan utamanya adalah mengelompokkan teks berdasarkan sikap atau perasaan penulis terhadap suatu topik [11]. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah metode *lexicon-based*, yaitu dengan menggunakan daftar kata yang sudah memiliki nilai sentimen tertentu. Metode ini membantu sistem mengenali opini dengan lebih cepat dan akurat. Salah satu contoh metode leksikon adalah VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner), yang sering digunakan untuk menganalisis komentar di media sosial [12]. VADER dapat mengklasifikasikan teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral, serta memberikan nilai total (*compound score*) untuk mengukur kekuatan sentimen secara keseluruhan. Pendekatan ini sangat bermanfaat dalam pengolahan bahasa alami karena bisa memahami bahasa informal yang sering digunakan di platform seperti TikTok atau Twitter [13]

2.3 BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) adalah model deep learning yang digunakan untuk merepresentasikan kata-kata dalam konteks kalimat sebagai bagian dari proses *Natural Language Processing (NLP)* [14]. Model ini dikembangkan oleh Google dan diperkenalkan pada tahun 2018 [15]. BERT merupakan bagian dari arsitektur Transformer [16], namun berbeda dari pendekatan sebelumnya, karena BERT melatih model untuk memprediksi kata-kata yang sengaja disembunyikan dalam sebuah kalimat berdasarkan konteks dari kata-kata di sekitarnya [15], [17]. Pendekatan ini memungkinkan BERT memahami relasi antar-kata secara lebih mendalam sehingga mampu meningkatkan akurasi dalam berbagai tugas NLP [14]

2.4 IndoBERT

IndoBERT adalah varian model *pre-trained* berbasis *BERT* yang dikembangkan untuk bahasa Indonesia [8], [3], [4]. Terdapat 4 versi berbeda dari model ini, yakni *IndoBERT_{BASE}*, *IndoBERT_{LARGE}*, *IndoBERT – Lite_{BASE}*, *IndoBERT – Lite_{LARGE}*. Semua model *IndoBERT* dilatih menggunakan kekuatan pemrosesan TPU v3-8 dalam dua tahap. Pada tahap awal, *IndoBERT* dilatih dengan panjang input sekuens sebesar 128, kemudian pada tahap kedua, panjang input sekuens diperluas menjadi 512. *IndoBERT* memanfaatkan dataset Indo4B, yang mencakup lebih dari 23 GB teks bahasa Indonesia, termasuk 4 miliar kata yang bervariasi antara bahasa *formal* dan *colloquial* dari berbagai sumber seperti media sosial, blog, berita, dan situs web. Dalam proses pembentukan *vocabulary*, *IndoBERT* menggunakan *SentencePiece* dengan teknik *Byte Pair Encoding (BPE)* sebagai *tokenizer*. *SentencePiece* adalah subword tokenizer yang independen dari bahasa dan juga berfungsi sebagai *detokenizer*, dirancang khusus untuk pengolahan teks berbasis jaringan saraf.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pembahasan

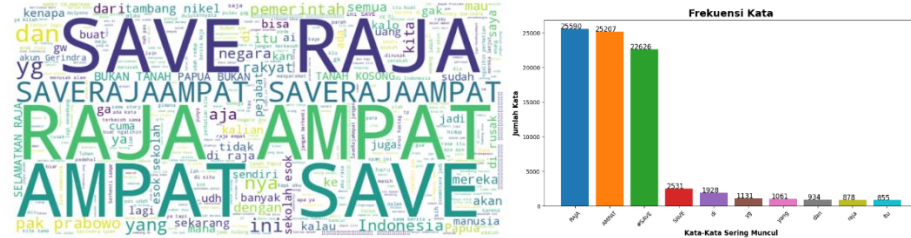
Penelitian ini diawali dengan proses pengumpulan data menggunakan teknik *scraping* pada platform TikTok. Pengambilan data dilakukan mulai 8 Juni 2025, sehingga terkumpul sebanyak 10.000 ulasan. Seluruh hasil *scraping*



disimpan dalam format file berekstensi .csv. Contoh data yang berhasil dikumpulkan sebelum dilakukan tahap pra-pemrosesan dapat dilihat pada Tabel 2

Tabel 1. Contoh Hasil Scraping Data

No	Akun	Komentar	Jumlah Suka
1	@shri1281	SAVE RAJA AMPAT	343
2	mandor mah kuat	Guys! jangan terkecoh sama story Gerindra, buk...	469
3	suhandi308	emang presiden ga ada tanggapan, nyesel saya p...	1
4	Scorpio20	Ya Allah Tenggelamkan Indonesia	334
5	Tari	Yg jadi prtanyaan... rakyat dpt apa dari tambang	181



Gambar 2. Wordcloud dan kata yang sering muncul Sebelum Preprocessing

3.2 Preprocessing

3.2.1 Cleaning

Pada langkah ini, dilakukan penyesuaian untuk mengurangi unsur-unsur seperti karakter atau simbol yang tidak begitu penting sehingga meningkatkan keterbacaan kalimat. Beberapa elemen yang dihilangkan mencakup tanda baca, emoji, angka, spasi berlebih dan masih banyak lagi. Berikut merupakan hasil data ulasan yang dihasilkan dari tahap penghapusan karakter spesial dan simbol ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil Tahap Cleaning

No	Sebelum	Sesudah
1	SAVE RAJA AMPAT	SAVE RAJA AMPAT
2	Guys! jangan terkecoh sama story Gerindra, buk...	Guys jangan terkecoh sama story Gerindra bukan...
3	emang presiden ga ada tanggapan, nyesel saya p...	emang presiden ga ada tanggapan nyesel saya pi...
4	Ya Allah Tenggelamkan Indonesia	Ya Allah Tenggelamkan Indonesia
5	Yg jadi prtanyaan... rakyat dpt apa dari tambang	Yg jadi prtanyaan rakyat dpt apa dari tambang

3.2.2 Case folding

Case folding adalah proses mengubah semua teks dalam dataset menjadi satu format huruf yang konsisten, biasanya huruf kecil. Ini penting dalam analisis teks karena memastikan kata-kata seperti "Saya" dan "saya" diperlakukan sama. ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil Tahap Case folding

No	Komentar	Cleaning	Case Folding
1	SAVE RAJA AMPAT	SAVE RAJA AMPAT	save raja ampat
2	Guys! jangan terkecoh sama story Gerindra, buk...	Guys jangan terkecoh sama story Gerindra bukan...	guys jangan terkecoh sama story gerindra bukan...
3	emang presiden ga ada tanggapan, nyesel saya p...	emang presiden ga ada tanggapan nyesel saya pi...	emang presiden ga ada tanggapan nyesel saya pi...
4	Ya Allah Tenggelamkan Indonesia	Ya Allah Tenggelamkan Indonesia	ya allah tenggelamkan indonesia
5	Yg jadi prtanyaan... rakyat dpt apa dari tambang	Yg jadi prtanyaan rakyat dpt apa dari tambang	yg jadi prtanyaan rakyat dpt apa dari tambang

3.2.3 Normalisasi Kata

Tahap berikutnya adalah normalisasi kata, yaitu proses menghilangkan penggunaan bahasa informal atau slang, serta mengganti singkatan menjadi kata yang lengkap. Contoh hasil data ulasan setelah melalui proses normalisasi kata dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh Hasil Tahap normalisasi kata

No	Sebelum	Sesudah
1	save raja ampat	save raja ampat



No	Sebelum	Sesudah
2	guys jangan terkecoh sama story gerindra bukan...	guys jangan terkecoh sama story gerindra bukan...
3	emang presiden ga ada tanggapan nyesel saya pi...	memang presiden tidak ada tanggapan menyesal s...
4	ya allah tenggelamkan indonesia	ya allah tenggelamkan indonesia
5	yg jadi prtanyaan rakyat dpt apa dari tambang	yang jadi prtanyaan rakyat dapat apa dari tambang

3.2.4 Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses dasar dalam Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan memecah teks mentah menjadi unit-unit yang lebih kecil yang disebut token. Token ini umumnya berupa kata, frasa pendek, atau bahkan karakter, tergantung dari pendekatan yang digunakan. Dalam konteks penelitian ini, tokenisasi dilakukan untuk memecah setiap komentar pengguna TikTok menjadi potongan-potongan kata yang dapat diolah oleh model IndoBERT. Berikut merupakan hasil data setelah dilakukan tahapan Tokenisasi ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh Hasil Tahap Tokenisasi

No	Sebelum	Sesudah
1	save raja empat	[save, raja, empat]
2	guys jangan terkecoh sama story gerindra bukan...	[guys, jangan, terkecoh, sama, story, gerindra...
3	memang presiden tidak ada tanggapan menyesal s...	[memang, presiden, tidak, ada, tanggapan, meny...
4	ya allah tenggelamkan indonesia	[ya, allah, tenggelamkan, indonesia]
5	yang jadi prtanyaan rakyat dapat apa dari tambang	[yang, jadi, prtanyaan, rakyat, dapat, apa, da...

3.2.5 Stopword Removal

Stopword removal adalah tahap penting dalam pra-pemrosesan teks yang bertujuan menghapus kata-kata umum (stopword) yang tidak memiliki kontribusi bermakna terhadap analisis sentimen. Stopword seperti "yang", "dari", "dan", "itu", atau "ke" sering muncul dalam teks, namun biasanya tidak membawa makna sentimen yang kuat. Oleh karena itu, menghilangkan stopwords dapat membantu meningkatkan efisiensi pemrosesan serta ketepatan klasifikasi model dalam menangkap opini yang sebenarnya. Berikut merupakan hasil data setelah dilakukan tahapan Stopword removal ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Contoh Hasil Tahap Stopword removal

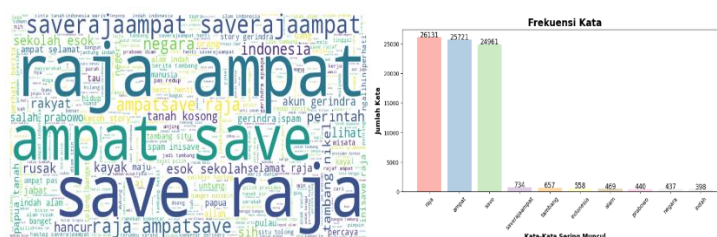
No	Sebelum	Sesudah
1	[save, raja, empat]	[save, raja, empat]
2	[guys, jangan, terkecoh, sama, story, gerindra...	[guys, terkecoh, story, gerindra, apaapa, ya, ...
3	[memang, presiden, tidak, ada, tanggapan, meny...	[presiden, tanggapan, menyesal, pilih, prabowo]
4	[ya, allah, tenggelamkan, indonesia]	[ya, allah, tenggelamkan, indonesia]
5	[yang, jadi, prtanyaan, rakyat, dapat, apa, da...	[prtanyaan, rakyat, tambang]

3.2.6 Stopword Removal

Stemming adalah proses mengubah kata turunan menjadi bentuk dasarnya (root word) dengan tujuan menyederhanakan variasi kata dan memperkecil dimensi fitur dalam analisis teks. Dalam konteks analisis sentimen, stemming sangat penting karena membantu menyatukan berbagai bentuk kata yang merujuk pada makna yang sama, sehingga model tidak perlu mempelajari representasi terpisah untuk setiap variasi kata. Berikut merupakan hasil data setelah dilakukan tahapan Stemming ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Contoh Hasil Tahap Stemming

No	Sebelum	Sesudah
1	[save, raja, empat]	save raja empat
2	[guys, terkecoh, story, gerindra, apaapa, ya, ...	guys kecoh story gerindra apaapa ya ngalihin p...
3	[presiden, tanggapan, menyesal, pilih, prabowo]	presiden tanggap sesal pilih prabowo
4	[ya, allah, tenggelamkan, indonesia]	ya allah tenggelam indonesia
5	[prtanyaan, rakyat, tambang]	prtanyaan rakyat tambang



Gambar 3. Wordcloud dan kata yang sering muncul setelah Preprocessing

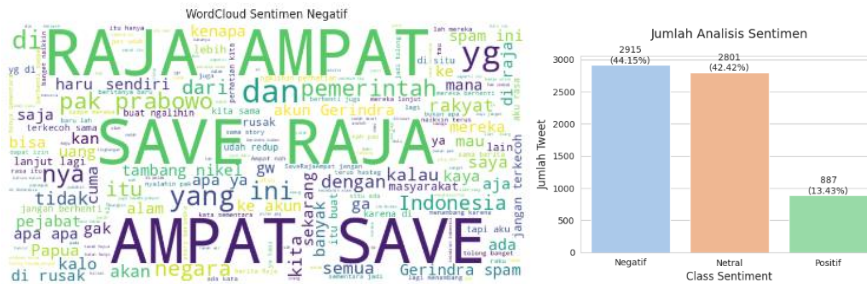


3.2.6 Pelabelan Data

Setiap kalimat pada data yang telah melewati tahap pra-pemrosesan kemudian diberi label sentimen. Proses pelabelan ini dilakukan secara otomatis menggunakan metode lexicon-based berbasis vader lexicon yang telah disesuaikan, sehingga setiap data dapat dikategorikan ke dalam sentimen negatif, netral, atau positif. Contoh hasil dari proses pelabelan tersebut dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Contoh Hasil Tahap Pelebelan

No.	Komentar	Score	Sentiment
1.	SAVE RAJA AMPAT	0	Netral
2.	Guys! jangan terkecoh sama story Gerindra, buk...	-3	Negatif
3.	emang presiden ga ada tanggapan, nyesel saya p...	-2	Negatif
4.	Ya Allah Tenggelamkan Indonesia	0	Netral



Gambar 4. Hasil Pelebelan dan Wordcloud setelah Pelebelan

3.2.7 Pemodelan

Pada tahap pemodelan, dataset dibagi menjadi tiga bagian utama: 70% untuk data pelatihan (training), 15% untuk data validasi (validation), dan 15% untuk data pengujian (testing). Data pelatihan digunakan untuk membangun model, data validasi berfungsi untuk memantau performa model selama pelatihan agar terhindar dari overfitting, dan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model yang telah dilatih.

Dalam penelitian ini, digunakan model IndoBERT sebagai algoritma klasifikasi sentimen. IndoBERT merupakan model pre-trained berbasis transformer yang tersedia secara bebas melalui pustaka Hugging Face—salah satu platform open source terkemuka dalam bidang Natural Language Processing (NLP). Versi model yang digunakan adalah IndoBERT base versi p2, yang dikenal memiliki performa unggul dalam memahami konteks bahasa Indonesia [18].

Proses klasifikasi dengan IndoBERT diawali dengan tahap embedding, di mana setiap komentar diubah menjadi token. Tokenisasi dilakukan dengan menambahkan token khusus seperti [CLS] di awal kalimat dan [SEP] di akhir kalimat, serta [PAD] untuk menyamakan panjang input dalam setiap batch. Token-token ini kemudian dikonversi menjadi indeks numerik berdasarkan kosakata model.

Selanjutnya, representasi token ini diproses oleh arsitektur IndoBERT yang terdiri dari 12 lapisan encoder, masing-masing dilengkapi dengan multi-head self-attention untuk menghitung relasi antar-token dalam konteks kalimat. Output dari encoder berupa vektor representasi yang kemudian dilewatkan ke lapisan klasifikasi untuk menghasilkan nilai logits, yang selanjutnya diubah menjadi probabilitas kelas menggunakan fungsi aktivasi softmax.

Agar model dapat bekerja secara optimal, peneliti melakukan proses fine-tuning dengan menyesuaikan beberapa hyperparameter utama menggunakan algoritma optimasi ADAM (Adaptive Moment Estimation). Tiga hyperparameter yang diatur dalam penelitian ini meliputi: learning rate, batch size, dan epoch. Learning rate yang digunakan adalah 5e-6, yang mengatur seberapa cepat model belajar dari data pelatihan. Batch size ditetapkan sebanyak 32, yang menentukan jumlah data yang diproses dalam satu iterasi pembaruan bobot. Sementara itu, jumlah epoch ditentukan sebanyak 5 kali, yang berarti seluruh dataset dilatih secara lengkap selama lima putaran.

Dengan konfigurasi ini, proses pelatihan model disesuaikan untuk mencapai akurasi klasifikasi yang tinggi dan stabil pada data komentar TikTok dan Youtube terkait kampanye Save Raja Ampat. Tahapan pemodelan yang sistematis ini memungkinkan IndoBERT untuk memahami nuansa bahasa dalam komentar publik secara lebih akurat. Berikut merupakan proses pemodelan data ulasan ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Contoh Hasil Tahap Pemodelan

No.	Komentar	SUKA	Score	Sentiment	Sentiment
1.	kan dah di blg penambangan nikel itu di pulau ...	0	-4	Negatif	Negatif
2.	Pulau sudah gondol.	0	0	Netral	Netral
3.	alam yg bgtu indah di mata dunia di hancurkan ...	0	-2	Negatif	Negatif
4.	emang bener jangan percaya sama manusia	0	2	Positif	Positif

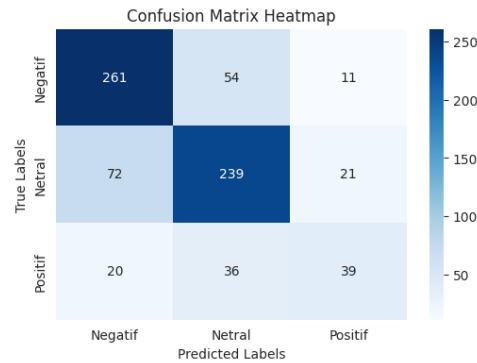


3.3 Evaluasi Model

Setelah model IndoBERT berhasil dibangun dan menghasilkan output, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model tersebut. Evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan confusion matrix serta analisis grafik akurasi dan loss.

3.3.1 Confusion Matrix

Visualisasi confusion matrix dari hasil klasifikasi data ulasan ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 5. Confusion Matrix Data Ulasan

Berdasarkan visualisasi confusion matrix, model berhasil memprediksi sentimen negatif secara tepat pada 261 data, sentimen netral pada 239 data, dan sentimen positif pada 39 data. Selain keberhasilan klasifikasi tersebut, juga ditemukan beberapa kesalahan prediksi oleh model. Selanjutnya, berbagai metrik evaluasi performa model IndoBERT untuk setiap platform disajikan pada Tabel 10.

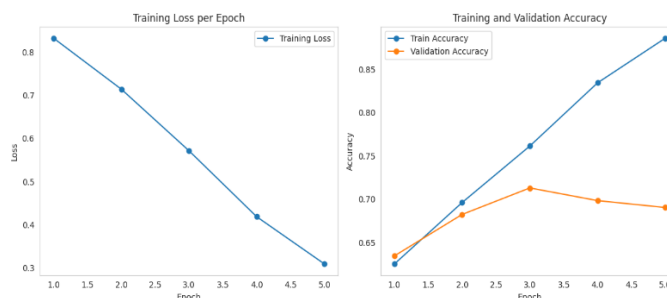
Tabel 10. Ukuran kebaikan model IndoBERT

No.	Ukuran Kebaikan	Score
1.	Akurasi	0.72
2.	Presisi	0.74
3.	Recall	0.80
4.	F1-score	0.77

Selain menggunakan confusion matrix, evaluasi model juga dilakukan melalui metrik precision, recall, dan f1-score. Hasil menunjukkan bahwa model memiliki akurasi keseluruhan sebesar 71,58%. Untuk sentimen negatif, model memperoleh precision sebesar 0,74, recall 0,80, dan f1-score 0,77. Pada sentimen netral, diperoleh precision 0,73, recall 0,72, dan f1-score 0,72. Sementara itu, performa model untuk sentimen positif masih rendah, dengan precision 0,55, recall 0,41, dan f1-score 0,47. Rata-rata secara keseluruhan (macro average) adalah precision 0,67, recall 0,64, dan f1-score 0,65. Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali sentimen negatif dan netral, namun masih perlu perbaikan dalam mendeteksi sentimen positif.

3.3.2 Akurasi vs Loss

Untuk melihat konsistensi kinerja model, dilakukan analisis terhadap perubahan nilai loss dan akurasi selama pelatihan. Berdasarkan Gambar 6, model IndoBERT menunjukkan hasil yang baik pada data pelatihan. Nilai loss terus menurun dari sekitar 0,84 di epoch pertama menjadi 0,31 di epoch kelima, yang menandakan model semakin memahami data. Akurasi training juga meningkat dari sekitar 62% menjadi 89% dalam lima epoch. Namun, akurasi validasi hanya naik sampai epoch ketiga, lalu menurun pada epoch keempat dan kelima. Ini menunjukkan bahwa model mulai overfitting, yaitu terlalu cocok dengan data pelatihan dan kurang baik saat diuji pada data baru. Secara umum, grafik ini menunjukkan bahwa model IndoBERT cukup baik dalam belajar dari data, namun perlu perbaikan agar hasilnya lebih stabil dan akurat pada data validasi. Berikut hasil Grafik akurasi dan Loss pada data ulasan Shopee ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik akurasi dan Loss



3.4 Pembahasan

Setelah melalui serangkaian tahap seperti yang telah dijelaskan, model IndoBERT yang telah dilatih mampu mengklasifikasikan sentimen publik dalam data komentar Save Raja Ampat dengan akurasi keseluruhan 71,58%. Berdasarkan evaluasi pada data uji, untuk kelas sentimen negatif, model memperoleh precision sebesar 0,74, recall 0,80, dan F1-score 0,77. Pada kelas netral, diperoleh precision 0,73, recall 0,72, dan F1-score 0,72. Sementara itu, performa model untuk kelas positif terlihat paling rendah, dengan precision hanya 0,55, recall 0,41, dan F1-score 0,47. Rata-rata makro (macro-average) dari ketiga kelas tersebut adalah sekitar precision 0,67, recall 0,64, dan F1-score 0,65. Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali sentimen negatif dan netral, namun masih kesulitan dalam mendeteksi sentimen positif. Hal ini tampak dari nilai precision dan recall pada kelas positif yang jauh lebih rendah dibandingkan dua kelas lainnya.

Kinerja model selama proses pelatihan juga memperlihatkan gejala overfitting. Hal ini terlihat dari grafik learning curve model: akurasi pada data latihan terus meningkat (mencapai ~89% setelah 5 epoch) dan loss menurun signifikan, namun akurasi pada data validasi justru mencapai puncak di epoch ke-3 lalu menurun pada epoch-epoch berikutnya. Model IndoBERT nampak terlalu menyesuaikan diri dengan pola pada data latih sehingga kurang mampu melakukan generalisasi ke data baru. Overfitting ini dipengaruhi antara lain oleh distribusi data latih yang tidak seimbang antar kelas sentimen, di mana model cenderung terfokus pada kelas mayoritas. Ketidakseimbangan kelas dapat menyebabkan model mengabaikan kelas minoritas [19], sehingga kinerjanya untuk kelas positif menjadi lemah. Selain itu, belum diterapkannya teknik regularisasi lanjutan seperti dropout atau weight decay turut berkontribusi terhadap overfitting yang terjadi. Penerapan dropout selama pelatihan diketahui efektif mengurangi overfitting dengan cara mengurangi ketergantungan antar neuron, sehingga seharusnya dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Berdasarkan temuan tersebut, terdapat beberapa rekomendasi untuk penelitian selanjutnya. Pertama, mengatasi ketidakseimbangan kelas pada data misalnya dengan menambah jumlah data untuk kelas yang jarang (positif) melalui teknik oversampling atau sintesis data diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model mengenali sentimen minoritas. Upaya penyeimbangan data semacam ini terbukti dapat meningkatkan performa model pada skenario imbalanced [19]. Kedua, menerapkan teknik regularisasi seperti dropout maupun metode lain (misal: early stopping atau weight decay) dalam proses pelatihan, untuk mencegah model terlalu hafal pada data latih dan menjaga performa pada data validasi. Ketiga, memperluas sumber data dengan memasukkan data dari platform lain seperti YouTube atau Instagram yang relevan dengan kampanye konservasi, sehingga model dilatih dengan konteks yang lebih beragam dan robust terhadap berbagai gaya bahasa warganet. Terakhir, melakukan perbandingan performa model IndoBERT dengan model-model bahasa Indonesia lainnya, misalnya IndoBERT-Lite, mBERT (multilingual BERT), atau RoBERTa. Studi perbandingan menunjukkan bahwa varian model seperti IndoBERT-Lite dan lainnya dapat memiliki keunggulan pada tugas tertentu [20]. Oleh karena itu, menguji berbagai model alternatif akan memberikan gambaran yang lebih komprehensif apakah IndoBERT merupakan model terbaik untuk kasus analisis sentimen semacam ini, atau justru ada model lain yang lebih optimal.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menganalisis sentimen publik terhadap kampanye Save Raja Ampat di platform TikTok dan Youtube menggunakan model language model IndoBERT. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data sentimen dengan akurasi sekitar 71,58%. Model cukup akurat dalam mengenali sentimen negatif dan netral, namun masih mengalami kesulitan dalam mendeteksi sentimen positif. Hal tersebut terlihat dari nilai precision dan recall pada kelas positif yang relatif rendah dibandingkan dua kelas lainnya. Evaluasi menggunakan confusion matrix dan grafik akurasi-loss selama pelatihan menunjukkan bahwa model dapat belajar secara efektif pada data training (ditandai dengan penurunan loss dan peningkatan akurasi), tetapi performa pada data validasi mulai menurun setelah epoch ketiga, yang mengindikasikan gejala overfitting. Keterbatasan dalam penelitian ini terletak pada distribusi data yang tidak seimbang antar kelas sentimen jumlah data kelas positif relatif sedikit serta tidak diterapkannya metode regularisasi lanjutan seperti dropout atau weight decay. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menyeimbangkan proporsi data tiap kelas dengan menambah data sentimen positif atau melakukan data augmentation, menambah variasi sumber data dari media sosial lain seperti YouTube dan Instagram, serta melakukan perbandingan performa dengan model NLP bahasa Indonesia lain (misalnya IndoBERT-Lite, mBERT, atau RoBERTa). Dengan berbagai perbaikan tersebut, diharapkan performa model dapat meningkat secara signifikan dan menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat serta generalisasi yang lebih baik pada beragam konteks data.

REFERENCES

- [1] M. H. , M. R. A. V. S. , A. F. , A. W. , A. & R. F. Arifin, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Larangan Pengecer Menjual LPG 3 KG Bersubsidi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes.," vol. 9(4), no. 5778–5780., 2025.
- [2] A. Awalina, F. A. Bachtiar, dan F. Utamingrum, "Perbandingan Pretrained Model Transformer pada Deteksi Ulasan Palsu," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 3, hlm. 597–604, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022935696.
- [3] H. Jayadianti, W. Kaswidjanti, A. T. Utomo, S. Saifullah, F. A. Dwiyanto, dan R. Drezewski, "Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 14, no. 3, hlm. 348–354, Des 2022, doi: 10.33096/ilkom.v14i3.1505.348-354.



- [4] D. Nuryadi *dkk.*, “FINE TUNING INDOBERT UNTUK ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI TIKET.COM DI GOOGLE PLAY STORE,” 2025.
- [5] D. Atmajaya, A. Febrianti, dan H. Darwis, “Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter,” *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 4, hlm. 2173–2181, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3341.
- [6] M. R. Manoppo *dkk.*, “ANALISIS SENTIMEN PUBLIK DI MEDIA SOSIAL TERHADAP KENAIKAN PPN 12% DI INDONESIA MENGGUNAKAN INDOBERT,” *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, hlm. 152–163, Mei 2025, doi: 10.69916/jkbt.v4i2.322.
- [7] F. Y. A’la, “Optimasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Berbahasa Indonesia: IndoBERT dan SMOTE untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas,” *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 9, no. 1, hlm. 256–265, Apr 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29666.
- [8] D. Sebagai *dkk.*, “PENGGUNAAN MODEL BAHASA INDOBERT PADA METODE RANDOM FOREST UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN DENGAN DATASET TERBATAS TUGAS AKHIR.”
- [9] P. L. Parameswari dan Prihandoko, “PENGGUNAAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK ANALISIS SENTIMEN OPINI LINGKUNGAN HIDUP KOTA DEPOK DI TWITTER,” *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 27, no. 1, hlm. 29–42, Apr 2022, doi: 10.35760/tr.2022.v27i1.4671.
- [10] R. Kinanda, E. Sudeska, S. Taher, dan A. Alfa, “ANALISIS SENTIMEN MEDIA ONLINE PEMBANGUNAN KABUPATEN INDRAGIRI HILIR: TINJAUAN MEDIA DIGITAL TERHADAP MISI PEMBANGUNAN,” 2024.
- [11] B. Liu, “Sentiment Analysis and Opinion Mining,” Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [12] M. Gultom, J. Marikros, dan W. Rusli, “SEMINAR NASIONAL CORISINDO Penerapan Vader Sentiment untuk Mendeteksi Sentimen Bahasa Inggris berbasis Website.”
- [13] A. E. Putra dan W. Maharani, “Depression Levels Detection Through Twitter Tweets Using RoBERTa Method,” *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 3, no. 4, hlm. 453–459, 2022, doi: 10.47065/josh.v3i4.1872.
- [14] N. Nurwanda, N. Suarna, dan W. Prihartono, “PENERAPAN NLP (NATURAL LANGUAGE PROCESSING) DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TELEGRAM DI PLAYSTORE,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 2, hlm. 1841–1846, Apr 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8469.
- [15] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. T. Google, dan A. I. Language, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding.” [Daring]. Tersedia pada: <https://github.com/google/tensorflow/tensor2tensor>
- [16] P. Pookduang, R. Klangbunrueang, W. Chansanam, dan T. Lunrasri, “Advancing Sentiment Analysis: Evaluating RoBERTa against Traditional and Deep Learning Models,” *Engineering, Technology and Applied Science Research*, vol. 15, no. 1, hlm. 20167–20174, 2025, doi: 10.48084/etasr.9703.
- [17] A. Farhan dan A. Y. Rahman, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI IDENTITAS KEPENDUDUKAN DIGITAL DI GOOGLE PLAY STORE DENGAN BERT,” 2025.
- [18] T. D. Purnomo, J. Sutopo, dan A. History, “COMPARISON OF PRE-TRAINED BERT-BASED TRANSFORMER MODELS FOR REGIONAL,” vol. 3, no. 3, hlm. 11–21, 2024.
- [19] C. Suhaeni, H. Wijayanto, dan A. Kurnia, “Sentiment Classification on the 2024 Indonesian Presidential Candidate Dataset Using Deep Learning Approaches,” *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 8, no. 2, hlm. 83–94, Des 2024, doi: 10.29244/ijsa.v8i2p83-94.
- [20] I. R. Valiant dan E. M. Rosa, “Parenting stress during the Covid-19 pandemic era: A literature review,” *Jurnal Kedokteran dan Kesehatan Indonesia*, Mei 2022, doi: 10.20885/JKKI.Vol13.Iss1.art12.