

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TERHADAP AKUN X/TWITTER RESMI “DANA” DENGAN ALGORITMA INDOBERT

SENTIMENT ANALYSIS OF USERS TOWARD THE OFFICIAL “DANA” ACCOUNT ON X/TWITTER USING THE INDOBERT ALGORITHM

Putu Jeevallucas Jnanamaitriya Surya Gautama¹, Argo Wibowo², Jong Jek Siang³
Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Duta Wacana^{1,2,3}
72210512@students.ukdw.ac.id¹

ABSTRACT

Digital wallets have become an important component in supporting cashless transactions in Indonesia. DANA, as one of the most popular digital payment platforms, actively interacts with users through its official account on X/Twitter. Users express various opinions, ranging from appreciation for the service to complaints regarding technical issues. This study analyzes user sentiment toward the official “DANA” account on X/Twitter using the IndoBERT algorithm. The research aims to determine the trend of user sentiment responses toward DANA through 2,563 tweet data interactions with @danawallet during July–November 2024. The method includes data preprocessing, stratified splitting, and fine-tuning IndoBERT for sentiment classification. The results of the 70:20:10 comparative testing show a very good model performance with precision up to 94%, recall 93%, F1-score 92%, and accuracy 89%. The key sentiment words that emerged include terms like “promo” and “cashback” (positive) as well as “error” and “slow” (negative). Digital wallets play a crucial role in various cashless transactions in Indonesia. DANA is one of the most used digital wallets in Indonesia. Despite its popularity, sentiment analysis of user feedback on DANA’s services faces challenges due to the complexity of the Indonesian language and the dynamics of social media interactions. This study utilizes the IndoBERT algorithm, optimized for the Indonesian language, to analyze user sentiment on DANA’s official X/Twitter account. A quantitative approach was applied to 2,563 tweets mentioning @danawallet from July to November 2024. The method included data preprocessing (tokenization, cleaning non-alphanumeric characters), stratified data splitting (70% training, 20% validation, 10% testing), and fine-tuning the IndoBERT model. The model demonstrated high performance: precision (94%), recall (93%), F1-score (92%), and accuracy (89%). Positive keywords like “promo” and “cashback” dominated, while negative terms such as “error” and “slow”. The confusion matrix showed high precision in classifying negative (56/60 true negatives) and positive sentiments (249/255 true positives), though neutral classifications still face challenges due to language ambiguity. This research highlights IndoBERT’s strength in capturing Indonesian language context in sentiment analysis.

Keywords: DANA, X/Twitter, IndoBERT, sentiment analysis

ABSTRAK

Dompet digital telah menjadi bagian penting dalam mendukung transaksi nontunai di Indonesia. DANA, sebagai salah satu platform pembayaran digital terpopuler, aktif berinteraksi dengan pengguna melalui akun resminya di X/Twitter. Pengguna menyampaikan berbagai opini, mulai dari apresiasi terhadap layanan hingga keluhan terkait masalah teknis. Penelitian ini menganalisis sentimen pengguna terhadap akun resmi “DANA” di X/Twitter menggunakan algoritma IndoBERT. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kecenderungan tanggapan sentimen pengguna DANA melalui 2,563 data tweet interaksi dengan @danawallet selama Juli–November 2024. Metode mencakup preproses data, pembagian stratifikasi, dan fine-tuning IndoBERT untuk klasifikasi sentimen. Hasil pengujian perbandingan 70:20:10 menunjukkan performa model yang sangat baik dengan hasil tertinggi hingga *precision* 94%, *recall* 93%, F1-score 92%, dan *accuracy* 89%. Kata-kata utama sentimen yang muncul adalah seperti “promo”, dan “cashback” (positif) serta “error” dan “lambat” (negatif). Dompet digital memiliki peran penting dalam berbagai jenis transaksi nontunai di Indonesia. DANA adalah salah satu dompet digital yang paling banyak digunakan. Meskipun DANA populer, analisis sentimen pengguna terhadap layanannya masih terkendala oleh kompleksitas bahasa Indonesia dan dinamika interaksi media sosial. Penelitian ini menggunakan algoritma IndoBERT, yang dioptimalkan untuk Bahasa Indonesia, untuk menganalisis sentimen pengguna pada akun X/Twitter resmi DANA. Pendekatan kuantitatif diterapkan pada 2.563 tweet yang menyebut @danawallet pada Juli–November 2024. Metode mencakup pra-pemrosesan data (tokenisasi, pembersihan karakter non-alfanumerik), pembagian data secara stratifikasi (70% latih, 20% validasi,

10% uji), dan fine-tuning model IndoBERT. Model menunjukkan performa tinggi: precision (94%), recall (93%), F1-score (92%), dan accuracy (89%). Kata kunci positif seperti “promo” dan “cashback” mendominasi, sementara kata negatif seperti “error” dan “lambat” menjadi penanda keluhan. Confusion matrix menunjukkan presisi tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen negatif (56/60 true negative) dan positif (249/255 true positive), meskipun klasifikasi netral masih menghadapi tantangan akibat ambiguitas bahasa. Penelitian ini membuktikan keunggulan IndoBERT dalam menangkap konteks Bahasa Indonesia pada analisis sentimen.

Kata Kunci: DANA, X/Twitter, IndoBERT, analisis sentimen

PENDAHULUAN

Aplikasi dompet digital telah menjadi bagian integral dalam mendukung transaksi nontunai di Indonesia (Nandiroh et al., 2023; Trihanura Pranurti & Basmantra, 2023). Salah satu aplikasi yang banyak digunakan masyarakat adalah DANA, yang menawarkan berbagai fitur seperti pembayaran tagihan, transfer uang, dan transaksi di merchant. Dengan jumlah pengguna yang terus bertambah, DANA aktif menggunakan akun media sosial resminya, khususnya X/Twitter yaitu @danawallet, untuk berkomunikasi dengan pengguna. Melalui platform ini, pengguna menyampaikan berbagai opini, baik berupa apresiasi terhadap layanan maupun keluhan terkait kendala teknis yang dialami (Kukuh Wijayanti & Qoniah Nur Wijayani, 2023; Rezeki et al., 2020; Sahilla et al., 2024).

Perkembangan teknologi digital telah membawa transformasi signifikan dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam sistem pembayaran. Salah satu inovasi yang paling menonjol adalah aplikasi dompet digital, yang menjadi bagian integral dalam mendukung transaksi nontunai di Indonesia (Nandiroh et al., 2023; Trihanura Pranurti & Basmantra, 2023). DANA, sebagai salah satu platform dompet digital terpopuler di Indonesia, menawarkan berbagai fitur seperti pembayaran tagihan, transfer uang, dan transaksi di merchant. Dengan jumlah pengguna yang terus bertambah, DANA aktif menggunakan akun media sosial resminya, khususnya X/Twitter (@danawallet), untuk berkomunikasi dengan pengguna secara langsung. Melalui platform ini, pengguna dapat menyampaikan berbagai opini, baik berupa apresiasi terhadap layanan maupun

keluhan terkait kendala teknis yang dialami (Kukuh Wijayanti & Qoniah Nur Wijayani, 2023; Rezeki et al., 2020; Sahilla et al., 2024).

Permasalahan yang sering diungkapkan pengguna di media sosial meliputi isu seperti gagal transaksi, saldo yang tidak sesuai, hingga kesulitan mengakses layanan tertentu (Sahilla et al., 2024). Di sisi lain, komentar positif mengenai kecepatan layanan atau fitur yang mempermudah transaksi juga sering muncul. Beragam sentimen ini—baik positif, netral, maupun negatif—merepresentasikan persepsi pengguna terhadap aplikasi DANA (Sahilla et al., 2024). Penelitian tersebut menggunakan metode Naïve Bayes Classifier untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan data tweet pengguna dari media sosial X/Twitter DANA, dengan data uji sebesar 70:30 yang menghasilkan performa tertinggi hingga akurasi 84,45%, precision 84,77%, recall 88,46%, dan F1-score 86,57%. Dengan tingginya volume interaksi ini, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang efisien untuk memahami pola sentimen yang muncul (Athallah Muhammad et al., 2022; Hissi Heryanti, 2023; Sahilla et al., 2024).

Namun, interaksi pengguna di media sosial sering kali mencerminkan beragam sentimen—baik positif, netral, maupun negatif—yang merepresentasikan persepsi mereka terhadap aplikasi DANA (Sahilla et al., 2024). Permasalahan yang sering diungkapkan pengguna meliputi isu seperti gagal transaksi, saldo yang tidak sesuai, hingga kesulitan mengakses layanan tertentu. Di sisi lain, komentar positif mengenai kecepatan layanan atau fitur yang mempermudah transaksi juga sering muncul (Sahilla et al., 2024). Beragam

sentimen ini memberikan gambaran tentang kelebihan dan kekurangan aplikasi DANA dari sudut pandang pengguna. Penelitian sebelumnya yang menggunakan metode Naïve Bayes Classifier untuk menganalisis sentimen pengguna berdasarkan data tweet dari akun X/Twitter DANA berhasil mencapai performa akurasi 84,45%, precision 84,77%, recall 88,46%, dan F1-score 86,57% (Athallah Muhammad et al., 2022; Hissi Heryanti, 2023; Sahilla et al., 2024). Meskipun demikian, hasil tersebut masih memiliki ruang untuk peningkatan, terutama dalam hal pemahaman konteks bahasa Indonesia yang lebih mendalam.

Analisis sentimen merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengelompokkan opini atau komentar menjadi kategori tertentu, seperti positif, netral, atau negatif. Salah satu algoritma yang unggul dalam analisis teks adalah *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT), yang mampu memahami konteks teks secara lebih akurat dibandingkan metode tradisional (Sayarizki et al., 2024). Dalam analisis sentimen, pendekatan berbasis teknologi seperti machine learning dan deep learning telah menunjukkan potensi yang signifikan. Salah satu algoritma yang unggul dalam analisis teks adalah Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), yang mampu memahami konteks teks secara lebih akurat dibandingkan metode tradisional (Sayarizki et al., 2024). Namun, dalam konteks Bahasa Indonesia, variasi BERT yang lebih relevan adalah IndoBERT, yang telah dioptimalkan untuk teks dalam Bahasa Indonesia (Jayadianti et al., 2022; Prabowo & Indra Sanjaya, 2024; Sayarizki et al., 2024). IndoBERT memiliki kemampuan untuk menangkap kekayaan linguistik Bahasa Indonesia, termasuk variasi struktur kalimat, morfologi, dan sinonim, sehingga diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih baik dalam tugas analisis sentimen.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap

akun X/Twitter resmi DANA dengan memanfaatkan model IndoBERT. Analisis difokuskan pada komentar yang tersedia secara publik untuk mengidentifikasi jenis sentimen yang muncul. Keunikan penelitian ini terletak pada penggunaan algoritma IndoBERT. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan metode analisis sentimen berbasis teknologi di Indonesia serta mendukung studi tentang interaksi pengguna di media sosial.

METODE

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen berbasis *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengidentifikasi persepsi pengguna terhadap akun X/Twitter resmi DANA. Proses analisis dimulai dari pengumpulan data tweet, preprocessing teks, hingga klasifikasi sentimen menggunakan model IndoBERT yang dioptimalkan untuk bahasa Indonesia. Tahapan ini dirancang secara sistematis untuk memastikan akurasi dan relevansi hasil, dengan fokus pada penanganan kompleksitas linguistik bahasa Indonesia serta dinamika interaksi pengguna di media sosial. Pemanfaatan IndoBERT menjadi kunci utama dalam penelitian ini, mengingat kemampuannya memahami konteks dan nuansa teks berbahasa Indonesia secara mendalam.

IndoBERT

IndoBERT adalah model bahasa berbasis Transformer yang dikembangkan khusus untuk menangani teks dalam bahasa Indonesia. Model ini merupakan adaptasi dari arsitektur BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), yang dirancang untuk memahami konteks dua arah dalam kalimat melalui mekanisme *self-attention*. IndoBERT diperkenalkan untuk menjawab kebutuhan yang dapat menangkap kekayaan dan kompleksitas bahasa Indonesia, termasuk variasi struktur kalimat, morfologi, dan sinonim (Anugerah Simanjuntak et al., 2024; Koto

et al., 2020; Sayarizki et al., 2024). Algoritma pelatihan dan penggunaan IndoBERT dapat dijelaskan dalam tiga tahap utama, pretraining, fine-tuning, dan inferensi (Sayarizki et al., 2024). Ketika tahap utama tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Pra-Pelatihan (Pretraining)

Pada tahap pra-pelatihan, IndoBERT dirancang untuk membangun representasi bahasa Indonesia yang mendalam dan dapat digunakan dalam berbagai tugas NLP. Dua metode utama yang digunakan dalam pra-pelatihan adalah *Masked Language Modeling (MLM)* dan *Next Sentence Prediction (NSP)*. Dalam MLM, sejumlah token dalam teks dimasker secara acak, dan model dilatih untuk memprediksi token asli berdasarkan konteksnya dengan fungsi loss *categorical cross-entropy*. Sementara itu, NSP melibatkan pasangan kalimat, di mana model memprediksi apakah kalimat kedua merupakan kelanjutan logis dari yang pertama menggunakan fungsi *loss binary cross-entropy*.

2. Fine-Tuning

Setelah pra-pelatihan selesai, model dapat diadaptasi untuk tugas spesifik melalui proses fine-tuning. Pada tahap ini, bobot model disesuaikan dengan dataset tugas tertentu, sering kali dengan menambahkan lapisan klasifikasi di atas model utama. Fine-tuning menggunakan optimizer seperti AdamW dengan *learning rate* kecil untuk mencegah overfitting.

3. Inferensi

Setelah proses pelatihan selesai, tahap inferensi dilakukan. Di sini, IndoBERT digunakan untuk menghasilkan keluaran berdasarkan data baru, seperti klasifikasi teks, ekstraksi entitas, atau tugas lain dengan mengevaluasi distribusi probabilitas pada token input.

Data Penelitian

Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data teks berupa *tweet* yang diambil dari platform X/Twitter. Data yang dikumpulkan adalah

tweet yang berhubungan dengan akun resmi “DANA” dalam periode Juli – November 2024. *Tweet* tersebut mencakup berbagai respon dari pengguna, baik positif, negatif, maupun netral, yang relevan untuk tugas analisis sentimen. Data dikumpulkan melalui penggunaan *Tweet Harvest 2.6.1*, dengan kata kunci pencarian yang mencakup mention akun resmi “DANA”. Data yang berhasil dikumpulkan berjumlah 2,563 *tweet*. Data-data *tweet* tersebut lalu diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu:

1. Positif

Tweet yang berisi apresiasi, dukungan, atau pandangan positif terhadap layanan DANA.

2. Negatif

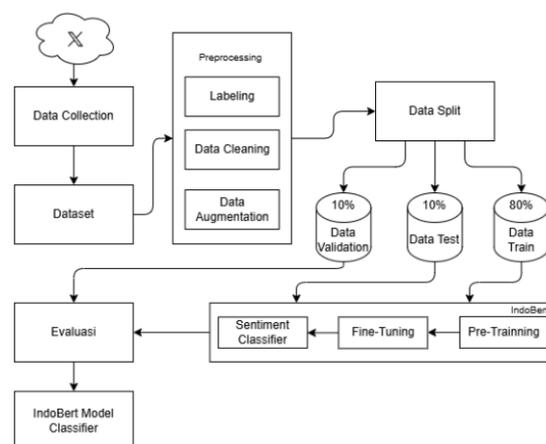
Tweet yang berisi apresiasi, dukungan, atau pandangan positif terhadap layanan DANA.

3. Netral

Tweet yang hanya bersifat informatif atau tidak menunjukkan sentimen positif maupun negatif.

Tahapan Penelitian

Proses penelitian melibatkan serangkaian langkah yang dirancang secara sistematis untuk mendukung kelancaran analisis data serta tercapainya tujuan penelitian. Setiap langkah dalam proses ini digambarkan melalui sebuah diagram alur, seperti yang diperlihatkan pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Data Collection

Langkah pertama adalah pengumpulan data yang dilakukan menggunakan Twitter Harvest 2.6.1. Data berupa tweet dari platform X/Twitter dikumpulkan berdasarkan mention akun resmi “DANA”. Data yang diperoleh disusun dalam format terstruktur untuk mempermudah analisis. Proses ini bertujuan untuk mengumpulkan cuitan yang relevan dengan topik penelitian, sehingga dataset yang dihasilkan memiliki kualitas tinggi dan representatif. Data yang berhasil dikumpulkan berjumlah 2,563 *tweet*.

2. Preprocessing

Tahap ini bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data agar siap digunakan dalam model. Data yang sudah dikumpulkan dilabeli dengan kategori sentimen, yaitu positif, negatif, atau netral. Pelabelan menggunakan data yang tidak dilatih dengan model IndoBERT.

3. Data Split

Tahap berikutnya adalah pembagian data menjadi tiga bagian, 70% digunakan untuk melatih model, sementara 20% digunakan sebagai data validasi untuk memantau performa model selama pelatihan, dan 10% sisanya digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi kemampuan model setelah pelatihan selesai. Pembagian ini dilakukan secara stratifikasi untuk memastikan distribusi sentimen yang seimbang di setiap bagian data, sehingga model dapat belajar secara optimal dan hasil evaluasi menjadi lebih akurat.

4. Fine-Tuning

Tahap selanjutnya adalah pelatihan model IndoBERT, yang

terdiri dari proses fine-tuning. Pada tahap pre-training, IndoBERT memanfaatkan model dasar yang sudah dilatih pada dataset Bahasa Indonesia, seperti Wikipedia dan korpus lokal lainnya. Proses fine-tuning kemudian dilakukan dengan menggunakan data train dari penelitian ini, sehingga model dapat disesuaikan secara spesifik untuk tugas analisis sentimen terkait tweet tentang akun “DANA”, dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hyperparameter

No	Jenis	Jumlah
1	Learning Rate	3e-6
2	Epoch	1 sampai 5
3	Batch Size	32

5. Sentiment Classifier

Setelah model selesai dilatih, tahap klasifikasi dilakukan dengan menggunakan data uji. Model yang sudah melalui proses fine-tuning diterapkan untuk memprediksi sentimen dari tweet yang belum pernah dilihat oleh model.

6. Evaluasi

Tahap terakhir adalah evaluasi model. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan label sentimen yang sebenarnya pada data uji. Beberapa metrik digunakan untuk mengukur performa model, seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Evaluasi ini bertujuan untuk menentukan seberapa baik model dalam menangkap sentimen pengguna secara akurat dan konsisten. Hasil dari tahap ini akan menjadi dasar untuk menarik kesimpulan mengenai efektivitas model IndoBERT dalam analisis sentimen terhadap akun X/Twitter resmi “DANA.”

HASIL DAN PEMBAHASAN

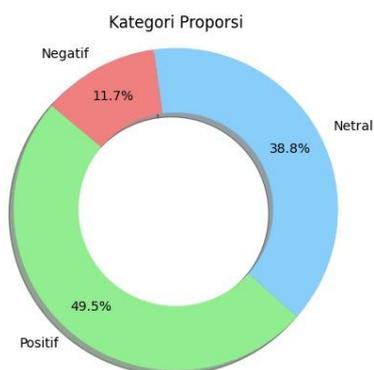
Preprocessing

Proporsi pelabelan kategori awal (Tabel 2) menunjukkan distribusi kategori sentimen yang tidak seimbang, data tersebut mencerminkan kecenderungan sentimen yang teramati selama periode pengumpulan data. Distribusi kategori diawali dengan kategori positif mendominasi sebesar 49,5% (1,269 tweet), diikuti oleh netral sebesar 38,8% (994 tweet), dan negatif sebesar 11,7% (300 tweet) dapat dilihat pada Gambar 2 dalam penelitian ini didefinisikan sebagai berikut:

1. Positif: Tweet yang berisi apresiasi, dukungan, atau pujian terhadap layanan DANA. Contoh: “Terima kasih @danawallet, prosesnya sangat cepat dan mudah!”
2. Netral: Tweet yang bersifat informatif atau tidak menunjukkan sentimen positif maupun negatif. Contoh: “Baru mencoba fitur baru @danawallet, belum tahu hasilnya.”
3. Negatif: Tweet yang berisi keluhan atau kritik terhadap layanan DANA. Contoh: “Saldo saya hilang setelah transaksi gagal, tolong diperbaiki @danawallet.”

Tabel 2. Kategori Proporsi

No	Kategori	Jumlah (Tweet)
1	Positif	1,269
2	Netral	994
3	Negatif	300



Gambar 2. Kategori Proporsi

Proses pembersihan data dilakukan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan seperti URL, emoji, tanda baca, dan karakter non-alfanumerik, sehingga teks lebih terstruktur untuk analisis lebih lanjut, dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Preprocessing Tweet

Tweet Kotor	Tweet Bersih
@abduleuluk91936	hi bapak abdul maaf ya
@fineskakumala15	sementara ini kami tidak
@moviebloc	bisa merespon mention
@threadreaderapp	dm yang anda kirim ke
@danawallet	Hi Bapak
Abdul maaf ya sementara	twitter tapi jangan
ini Kami tidak bisa	khawatir kami akan tetap
merespon mention/DM	bantu anda melalui inbox
yang Anda kirim ke	facebook xl home ya
Twitter @xlsatu_ tapi	thanks arsyad
jangan khawatir Kami	neutral
akan tetap bantu Anda	
melalui Inbox Facebook	
XL Home ya :) Thanks -	
^Arsyad	

Pada tahap tokenisasi (Tabel 4), setiap kalimat dipecah menjadi token unik. Proses ini memberikan kejelasan struktur kalimat dalam bentuk numerik, yang kemudian menjadi input penting bagi model pembelajaran mesin. Contoh tokenisasi yang ditunjukkan memperlihatkan representasi kata-kata yang umum seperti “terima kasih dana” hingga token unik untuk kata turunan seperti “##ku” atau “##in”. Langkah ini memungkinkan model menangkap nuansa kata dalam konteks tertentu, baik literal maupun figuratif.

Tabel 4. Tokenisasi Tweet

terima kasih dana sudah membuat diriku semangat lagi untuk menjalani disabilitas ini kalau tidak ada dana operasiku tidak akan terwujud. jangan lupa seluruh indonesia ayo pakai dama yang tidak ribet tetapi bikin nyaman

['terima', 'kasih', 'dana', 'sudah', 'membuat', 'diri', '##ku', 'semangat', 'lagi', 'untuk', 'menjalani', 'disabilitas', 'ini', 'kalau', 'tidak', 'ada', 'dana', 'operasi', '##ku', 'tidak', 'akan', 'terh', '##ujud', '.', 'jangan', 'lupa', 'seluruh', 'indonesia', 'ayo', 'pakai', 'dama', 'yang', 'tidak', 'rib', '##et', 'tetapi', 'bik', '##in', 'nyaman']

[3, 11249, 6625, 5053, 2277, 2129, 2436, 4356, 6794, 2477, 1572, 5734, 27284, 1542, 5356, 1653, 1821, 5053, 3356, 4356, 1653, 1786, 2125, 4556, 17, 8492, 15310, 2356, 1766, 30202, 13532, 28852, 1510, 1653,

13179, 1583, 1920, 9373, 1498, 10853, 1]

Data Split

Pembagian data (Tabel 5) dilakukan secara proporsional untuk melatih, memvalidasi, dan menguji model. Sebanyak 1.794 tweet dialokasikan untuk data latih, 515 tweet untuk validasi, dan 254 tweet untuk pengujian. Proporsi ini dipilih untuk menjaga keseimbangan dalam pelatihan model sekaligus meminimalkan risiko overfitting. Dengan proporsi data latih yang lebih besar, model memiliki ruang yang cukup untuk belajar dari pola-pola yang terdapat pada data, sedangkan data validasi dan pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa generalisasi model.

Tabel 5. Data Split

No	Jenis	Jumlah (Tweet)
1	Latihan	1,794
2	Validasi	515
3	Uji	254

Evaluasi

Hasil pelatihan model (Tabel 6) menunjukkan tren peningkatan performa yang signifikan dari setiap epoch, dengan akurasi (ACC), skor (F1), recall (REC), dan precision (PRE) mencapai angka tertinggi masing-masing 0,96, 0,94, 0,94, dan 0,94 pada epoch terakhir yaitu epoch kelima.

Tabel 6. Performa Training

	ACC	F1	REC	PRE
Ep1	0,88	0,85	0,85	0,84
Ep2	0,91	0,89	0,89	0,88
Ep3	0,92	0,90	0,89	0,91
Ep4	0,94	0,93	0,93	0,94
Ep5	0,96	0,94	0,94	0,94

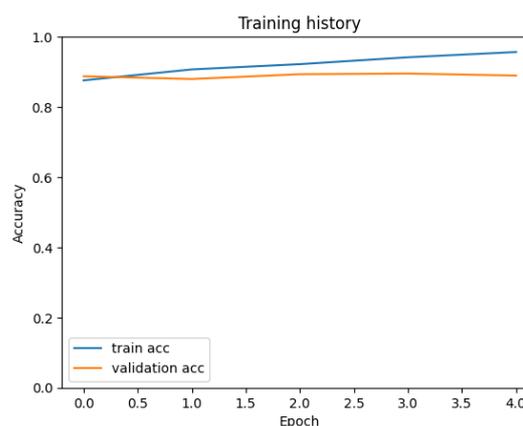
Pada Tabel 7, performa validasi, terlihat fluktuasi yang relatif kecil, dengan akurasi berkisar antara 0,88 hingga 0,90. Hal ini menandakan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Meskipun demikian, terdapat sedikit penurunan F1 score pada beberapa kategori, yang dapat diakibatkan oleh distribusi data yang tidak seimbang,

seperti dominasi kategori positif dan netral.

Tabel 7. Performa Validation

	ACC	F1	REC	PRE
Ep1	0,89	0,87	0,87	0,88
Ep2	0,88	0,86	0,84	0,88
Ep3	0,89	0,87	0,87	0,88
Ep4	0,90	0,88	0,88	0,88
Ep5	0,89	0,88	0,89	0,88

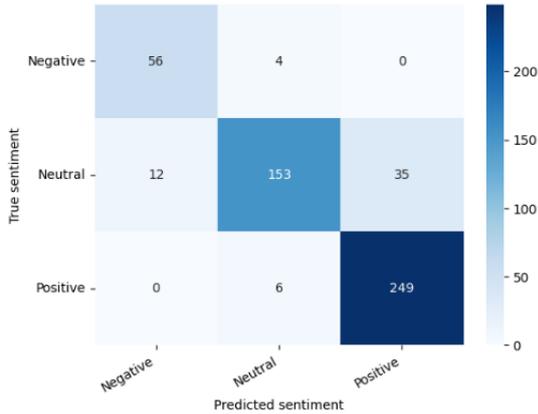
Grafik perkembangan performa, Gambar 3, mengkonfirmasi konsistensi peningkatan akurasi baik pada data latih maupun validasi, meskipun akurasi validasi cenderung lebih stabil dibandingkan akurasi pelatihan.



Gambar 3. Tren Performa

Analisis Confusion Matrix, Gambar 4, mengungkapkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan kategori negatif dengan tingkat presisi yang cukup tinggi, ditunjukkan oleh nilai true negative untuk kategori ini sebesar 56 dari 60 sampel. Untuk kategori netral, terdapat beberapa misclassifications yang signifikan, dengan 12 sampel netral diklasifikasikan sebagai negatif, 35 sebagai positif namun tetap memiliki presisi yang cukup tinggi, 153 true netral. Hal ini dapat diinterpretasikan sebagai kurangnya kejelasan dalam pola linguistik pada data netral, yang membuat model kesulitan dalam membedakannya dari kategori lain. Sementara itu, kategori positif menunjukkan performa yang paling

stabil, dengan 249 dari 255 sampel terklasifikasi secara benar.



Gambar 4. Confusion Matrix

Dari laporan klasifikasi (Tabel 8), dapat disimpulkan bahwa kategori positif memiliki kinerja terbaik dengan F1 score sebesar 0,92, sementara kategori netral menjadi yang terendah dengan F1-score sebesar 0,84. Performa keseluruhan model memiliki rata-rata tertimbang untuk precision, recall, dan F1 score sebesar 0,89, menunjukkan bahwa model ini cukup andal untuk tugas klasifikasi sentimen, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan, terutama pada penanganan kategori netral. Kategori negatif juga menunjukkan hasil yang cukup baik dengan F1 score 0,88, namun peningkatan pada aspek recall dapat membantu memperbaiki performanya lebih lanjut kembali.

Hasil evaluasi (Tabel 8) penelitian ini menunjukkan bahwa jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang menggunakan metode seperti Naïve Bayes yang melaporkan akurasi sekitar 84–86%, pendekatan IndoBERT terbukti mampu menangkap konteks dan nuansa bahasa Indonesia dengan lebih baik. Hal ini menandakan peningkatan signifikan dalam hal pengolahan data tidak terstruktur yang biasa ditemukan dalam tweet.

Tabel 8. Classification Report

	PRE	REC	F1	SUP
Negative	0,82	0,93	0,88	60
Neutral	0,94	0,77	0,84	200
Positive	0,88	0,98	0,92	255

Accuracy	0,89		515	
Macro Avg	0,88	0,89	0,88	515
Weighted Avg	0,89	0,89	0,89	0,88

Visualisasi *word cloud* digunakan untuk mengidentifikasi kata kunci yang dominan dalam setiap kategori sentimen. *Word cloud* memetakan frekuensi istilah dalam bentuk grafis, di mana ukuran kata mencerminkan tingkat kemunculannya pada data. Visualisasi ini membantu memahami pola linguistik yang terkait dengan sentimen positif maupun negatif, sehingga memberikan gambaran intuitif mengenai aspek layanan DANA yang paling sering dipuji atau dikritik oleh pengguna. Berikut adalah hasil analisis *word cloud* untuk kedua kategori sentimen.



Gambar 5. Word Cloud Sentimen Positif

Word cloud sentimen positif (Gambar 5) menampilkan kata-kata seperti “promo”, “reward”, “cashback”, “terima kasih”, dan “praktis”. Kata-kata ini merefleksikan apresiasi pengguna terhadap kecepatan transaksi, kemudahan fitur, serta respons tim layanan pelanggan DANA. Frekuensi tinggi kata “terima kasih” menunjukkan kepuasan pengguna atas resolusi keluhan yang efektif. Selain itu, istilah “cashback” dan “promo” muncul sebagai faktor pendorong sentimen positif, mengindikasikan bahwa program insentif DANA berhasil meningkatkan engagement pengguna.



Gambar 6. Word Cloud Sentimen Negatif

Word cloud sentimen negatif (Gambar 6) didominasi oleh kata seperti “error”, “lambat”, “ngelag”, “saldo tidak masuk”, dan “gagal transaksi”. Keluhan terkait kegagalan transaksi dan ketidakakuratan saldo mencerminkan masalah teknis yang sering dialami pengguna. Temuan ini menggarisbawahi area kritis yang perlu diperbaiki DANA untuk meminimalkan keluhan pengguna. Pendekatan analisis kata kunci yang digunakan dari penelitian ini dapat dikembangkan karena hanya menggunakan *word cloud* untuk menganalisis kata kunci tanpa mempertimbangkan hubungan semantik antar kata dalam konteks sentimen. Pendekatan berbasis *aspect-based sentiment analysis (ABSA)* dapat digunakan untuk mengidentifikasi aspek spesifik dari layanan DANA yang paling sering dikritik atau diapresiasi oleh pengguna (Ari Bangsa et al., 2020; Bahri & Suadaa, 2023; Ramadhan & Setiawan, 2023).

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menganalisis sentimen pengguna terhadap akun X/Twitter resmi DANA menggunakan algoritma IndoBERT, dengan hasil tertinggi hingga *precision* 94%, *recall* 93%, *F1-score* 92%, *accuracy* 89%, dan performa keseluruhan model memiliki rata-rata tertimbang untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 89% membuktikan keunggulan model dalam menangani kompleksitas bahasa Indonesia, termasuk variasi morfologi dan konteks kalimat.

Confusion matrix yang dilakukan menunjukkan bahwa model

mengklasifikasikan kategori negatif dengan presisi tinggi, 56 dari 60 sampel benar sebagai *true negative*; kategori netral memiliki beberapa kesalahan signifikan: 12 sampel terklasifikasi sebagai negatif dan 35 sebagai positif, meskipun tetap mencatat 153 *true netral*, kemungkinan akibat pola linguistik yang kurang jelas; dan kategori positif tampil stabil dengan 249 dari 255 sampel terklasifikasi dengan benar sebagai *true positive*.

Word cloud yang dilakukan mengungkapkan sejumlah kata yang mencerminkan pandangan pengguna. Di sisi positif, kata-kata yang sering muncul adalah “promo”, “reward”, dan “cashback”. Sebaliknya, sentimen negatif yang sering muncul adalah kata-kata seperti “error”, “lambat”, dan “saldo tidak masuk”. Berdasarkan hal tersebut, dapat disimpulkan bahwa aplikasi DANA cukup efisien digunakan sebagai dompet digital untuk berbagai aktivitas transaksi dan penyimpanan dana, pengguna merasa diuntungkan dengan adanya penawaran-penawaran yang ada. Namun, masalah teknis seperti sistem yang sering bermasalah kadang membuat pengguna sulit menggunakan aplikasi tersebut secara optimal. Model menunjukkan kemampuan unggul dalam memahami konteks dan variasi linguistik bahasa Indonesia, seperti struktur kalimat kompleks dan kata turunan. Hasil *confusion matrix* mengungkapkan klasifikasi kategori negatif yang presisi (56/60 *true negative*), kategori positif yang stabil (249/255 *true positive*), dan tantangan dalam mengklasifikasikan kategori netral (153/200 *true neutral*) akibat ambiguitas pola bahasa. Analisis *word cloud* menyoroti dominasi kata-kata dari sentimen positif seperti “promo”, “reward”, “cashback” dan dari sentimen negatif seperti “error”, “lambat”, dan “saldo tidak masuk”.

Penelitian selanjutnya dapat melakukan pengujian serupa namun dengan menambahkan pendekatan analisis kata kunci yang mempertimbangkan

hubungan semantik antar kata dalam konteks sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- Anugerah Simanjuntak, Rosni Lumbantoruan, Kartika Sianipar, Rut Gultom, Mario Simaremare, Samuel Situmeang, & Erwin Panggabean. (2024). Research and Analysis of IndoBERT Hyperparameter Tuning in Fake News Detection. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 13(1), 60–67. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v13i1.8532>
- Ari Bangsa, M. T., Priyanta, S., & Suyanto, Y. (2020). Aspect-Based Sentiment Analysis of Online Marketplace Reviews Using Convolutional Neural Network. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 14(2), 123. <https://doi.org/10.22146/ijccs.51646>
- Athallah Muhammad, A., Ermatita, & Sandya Prasvita, D. (2022). ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI DANA BERDASARKAN ULASAN PADA GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 194.
- Bahri, C. A., & Suadaa, L. H. (2023). Aspect-Based Sentiment Analysis in Bromo Tengger Semeru National Park Indonesia Based on Google Maps User Reviews. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 17(1), 79. <https://doi.org/10.22146/ijccs.77354>
- Hissi Heryanti, A. (2023). Pengaruh Kualitas Layanan Aplikasi Dana terhadap Kepuasan Pelanggan dalam Melakukan Transaksi Secara Online sebagai Alat Pembayaran Elektronik (E-Payment). *Journal on Education*, 05(03), 8080–8096.
- Jayadianti, H., Kaswidjanti, W., Utomo, A. T., Saifullah, S., Dwiyanto, F. A., & Drezewski, R. (2022). Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 14(3), 348–354. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v14i3.1505.348-354>
- Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). *IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP* (D. Scott, N. Bel, & C. Zong, Eds.; pp. 750–770). International Committee on Computational Linguistics. <http://arxiv.org/abs/2011.00677>
- Kukuh Wijayanti, & Qoniah Nur Wijayani. (2023). PERANAN APLIKASI TWITTER ATAU X DALAM INTERAKSI KOMUNIKASI GUNA MEMBANTU PENYEIMBANGAN KESEHATAN MENTAL PADA REMAJA SAAT INI. *JOURNAL SAINS STUDENT RESEARCH*, 2(1), 07–15. <https://doi.org/10.61722/jssr.v2i1.469>
- Nandiroh, U., Bastomi, M., Nutkhofifah, R. A., & Abdillah, M. Z. (2023). Optimalisasi penggunaan dompet digital sebagai solusi efisiensi transaksi. *Jurnal Inovasi Hasil Pengabdian Masyarakat (JIPEMAS)*, 7(1), 11–19. <https://doi.org/10.33474/jipemas.v7i1.20405>
- Prabowo, A., & Indra Sanjaya, F. (2024). Penerapan Metode Transfer Learning Pada Indobert Untuk Analisis Sentimen Teks Bahasa Jawa Ngoko Lugu. *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer (Simkom)*, 9(2), 205–217. <https://doi.org/10.51717/simkom.v9i2.478>
- Ramadhan, A. I., & Setiawan, E. B. (2023). Aspect-based Sentiment Analysis on Social Media Using

Convolutional Neural Network (CNN) Method. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(4).
<https://doi.org/10.47065/bits.v4i4.3103>

Rezeki, S., Restiviani, Y., & Zahara Rita. (2020). PENGGUNAAN SOSIAL MEDIA TWITTER DALAM KOMUNIKASI ORGANISASI (Studi Kasus Pemerintah Provinsi DKI Jakarta Dalam Penanganan Covid-19). *JOURNAL OF ISLAMIC AND LAW STUDIES*, 4, 63–78.

Sahilla, S., Amalia, F., Mulyadi, & Mariskhana, K. (2024). Klasifikasi Sentimen Pengguna Terhadap Akun Twitter Official Dana Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 6(3), 580–591.

Sayarizki, P., Hasmawati, & Nurrahmi, H. (2024). Implementation of IndoBERT for Sentiment Analysis of Indonesian Presidential Candidates. *Indonesia Journal on Computing (Indo-JC)*, 9(2), 61–72.
<https://doi.org/10.34818/indojc.2024.9.2.934>

Trihanura Pranurti, C., & Basmantra, I. N. (2023). DOMPET DIGITAL SEBAGAI ALAT ALTERNATIF PEMBAYARAN NON-TUNAI PADA UMKM DI DESA PADANGSAMBIAN. *KAIBON ABHINAYA : JURNAL PENGABDIAN MASYARAKAT*, 5(1), 27–33.
<https://doi.org/10.30656/ka.v5i1.4448>