



Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) pada Aplikasi JMO Menggunakan IndoBERT, Neural Network, dan SMOTE

Deni Risdiansyah¹, Ahmad Fachrurazi², Eka Herdit Juningsih³, Syarah Seimahuira⁴, Lady Agustin Fitriana^{5*}

^{1,2,3,5} Universitas Bina Sarana Informatika

⁴ Universitas Nusa Mandiri

Korespondensi penulis: Lady.lag@bsi.ac.id

Abstract. The development of digital services by BPJS Ketenagakerjaan through the JMO (Jamsostek Mobile) application has triggered a surge in large-scale and unstructured user reviews on the Google Play Store, thereby complicating manual analysis and conventional sentiment analysis in accurately identifying specific issues. This research aims to implement the Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) method to granularly evaluate JMO application reviews based on specific aspects, while simultaneously addressing class imbalance and computational efficiency issues. The proposed method combines the pretrained IndoBERT model as a contextual feature extractor, the SMOTE technique to balance the training data, and an artificial neural network (Neural Network) as the classification layer without performing full fine-tuning. The dataset used consists of 90,268 unique reviews categorized into five main aspects through keyword matching, namely General Satisfaction/Complaints, Performance & Stability, Service & Support, Feature Quality, and UI/UX, with initial lexicon-based labeling using the InSet Lexicon. The research results indicate that the proposed model successfully achieves highly optimal performance with an accuracy rate of 91.81% and a weighted F1-score of 92%. Furthermore, the implementation of SMOTE proved effective in enhancing model reliability on the minority class (negative sentiment), achieving an F1-score of 89%. The implications of this research contribute an accurate and efficient aspect-based sentiment analysis framework for developers, and serve as a strategic evaluation tool for BPJS Ketenagakerjaan in mapping specific user complaints to accelerate continuous improvements in the performance, stability, and service quality of the JMO application.

Keywords: Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA); IndoBERT; JMO Application; Neural Network; Sentiment Analysis; SMOTE.

Abstrak. Perkembangan layanan digital BPJS Ketenagakerjaan melalui aplikasi JMO (Jamsostek Mobile) memicu lonjakan ulasan pengguna di Google Play Store yang berskala besar dan tidak terstruktur, sehingga menyulitkan analisis manual maupun analisis sentimen konvensional dalam mengidentifikasi masalah spesifik secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) guna mengevaluasi ulasan aplikasi JMO secara granular berdasarkan aspek tertentu, sekaligus mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas (class imbalance) dan efisiensi komputasi. Metode yang diusulkan mengombinasikan model pretrained IndoBERT sebagai pengambil fitur kontekstual, teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data latih, dan jaringan saraf tiruan (Neural Network) sebagai lapisan klasifikasi tanpa melakukan fine-tuning penuh. Dataset yang digunakan terdiri dari 90.268 ulasan unik yang dikelompokkan ke dalam lima aspek utama melalui pencocokan kata kunci, yaitu Kepuasan/Keluhan Umum, Performa & Stabilitas, Layanan & Dukungan, Kualitas Fitur, serta UI/UX, dengan pelabelan awal berbasis leksikon menggunakan InSet Lexicon. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan berhasil mencapai performa yang sangat optimal dengan tingkat akurasi sebesar 91,81% dan weighted F1-score sebesar 92%. Lebih lanjut, penerapan SMOTE terbukti efektif meningkatkan keandalan model pada kelas minoritas (sentimen negatif) dengan capaian F1-score sebesar 89%. Implikasi dari penelitian ini memberikan kontribusi berupa kerangka kerja analisis sentimen berbasis aspek yang akurat dan efisien bagi pengembang, serta menjadi instrumen evaluasi strategis bagi pihak BPJS Ketenagakerjaan dalam memetakan keluhan pengguna secara spesifik demi mempercepat perbaikan performa, stabilitas, dan kualitas layanan aplikasi JMO secara berkelanjutan.

Kata kunci: Analisis Sentimen; Aplikasi JMO; Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA); IndoBERT, Neural Network; SMOTE

1. LATAR BELAKANG

Perkembangan layanan digital di sektor publik Indonesia mendorong berbagai instansi pemerintah untuk menghadirkan aplikasi berbasis mobile sebagai sarana pelayanan masyarakat. Salah satunya adalah BPJS Ketenagakerjaan yang meluncurkan aplikasi JMO (Jamsostek Mobile) sebagai platform untuk memudahkan peserta dalam mengakses layanan seperti pengecekan saldo Jaminan Hari Tua (JHT), pengajuan klaim, hingga pembaruan data kepesertaan (Ngantung et al., 2021). Seiring meningkatnya jumlah pengguna aplikasi JMO, Google Play Store menjadi sumber umpan balik pengguna yang sangat besar dan tidak terstruktur (Destean & Mauladaniyati, 2025). Ulasan-ulasan tersebut mengandung informasi berharga terkait kepuasan, keluhan, maupun harapan pengguna terhadap berbagai aspek layanan, namun sulit dianalisis secara manual mengingat volumenya yang terus bertambah setiap harinya.

Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan dalam Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau perasaan yang terkandung dalam teks secara otomatis (Fitriana & Risdiansyah, 2025). Namun, analisis sentimen pada level dokumen atau kalimat secara umum dinilai kurang informatif karena tidak mampu mengidentifikasi aspek spesifik yang menjadi sumber kepuasan atau keluhan pengguna. Pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) hadir sebagai solusi yang lebih granular, memungkinkan sistem untuk tidak hanya mendeteksi polaritas sentimen, tetapi juga mengaitkannya dengan aspek-aspek tertentu seperti performa aplikasi, antarmuka pengguna (UI/UX), fitur layanan, dan dukungan pelanggan (Awadh et al., 2025).

Beberapa penelitian terdahulu telah menjadi landasan dalam pengembangan sistem Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) berbasis model bahasa pra-latih. Koto et al. (2020) memperkenalkan IndoBERT sebagai model bahasa pra-latih pertama untuk NLP bahasa Indonesia yang dilatih menggunakan lebih dari 220 juta kata dan terbukti mencapai performa terbaik pada berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, sehingga menjadi fondasi utama bagi penelitian NLP berbahasa Indonesia selanjutnya (Koto & Baldwin, 2020). Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Yulianti dan Nissa (2024) memanfaatkan IndoBERT untuk menyelesaikan tugas ABSA pada ulasan pelanggan

berbahasa Indonesia dengan pendekatan fine-tuning end-to-end dan menemukan bahwa model tersebut mampu meningkatkan skor F1 hingga 9,44% dibandingkan model sebelumnya, membuktikan keunggulan embedding kontekstual IndoBERT dalam klasifikasi sentimen berbasis aspek (Yulianti & Nissa, 2024). Selain itu, Kedas et al. (2022) membuktikan bahwa penerapan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan dataset yang tidak seimbang secara signifikan meningkatkan performa model deep learning berbasis RNN pada tugas analisis sentimen, di mana model yang dilatih dengan data hasil SMOTE menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dataset asli yang tidak seimbang (Kedas et al., 2022).

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan kombinasi tiga metode utama, yaitu IndoBERT sebagai model ekstraksi fitur berbasis Transformer yang dilatih khusus untuk Bahasa Indonesia, SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas pada data ulasan, dan Neural Network sebagai classifier akhir. Penanganan ketidakseimbangan kelas (class imbalance) merupakan tantangan nyata dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi mobile, di mana distribusi kelas yang tidak merata dapat menyebabkan model bias terhadap kelas mayoritas. Dengan menggabungkan ketiga pendekatan ini dalam konteks ABSA pada aplikasi JMO, penelitian ini bertujuan menghasilkan sistem analisis sentimen berbasis aspek yang akurat, representatif, dan mampu memberikan wawasan terstruktur bagi pemangku kepentingan khususnya BPJS Ketenagakerjaan dalam memahami umpan balik pengguna secara otomatis guna mendukung perbaikan layanan digital yang berkelanjutan.

2. KAJIAN TEORITIS

2.1. Sentiment Analysis

Sentiment analysis merupakan teknik untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini atau emosi yang terdapat dalam data teks (Wang et al., 2023). Analisis sentimen digunakan untuk mengetahui kecenderungan pendapat pengguna terhadap suatu produk, layanan, maupun topik tertentu (Daza et al., 2024).

2.2. Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)

Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) merupakan pengembangan dari sentiment analysis yang tidak hanya mengidentifikasi sentimen secara keseluruhan, tetapi

juga menentukan sentimen terhadap aspek tertentu yang dibahas dalam suatu teks (Hua et al., 2024).

2.3. IndoBERT

IndoBERT merupakan model bahasa berbasis BERT yang secara khusus dilatih menggunakan korpus berbahasa Indonesia (Susanto et al., 2024). Model ini dikembangkan untuk meningkatkan performa berbagai tugas NLP Bahasa Indonesia seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, dan pengenalan entitas (Jessen, 2026).

2.4. Neural Network

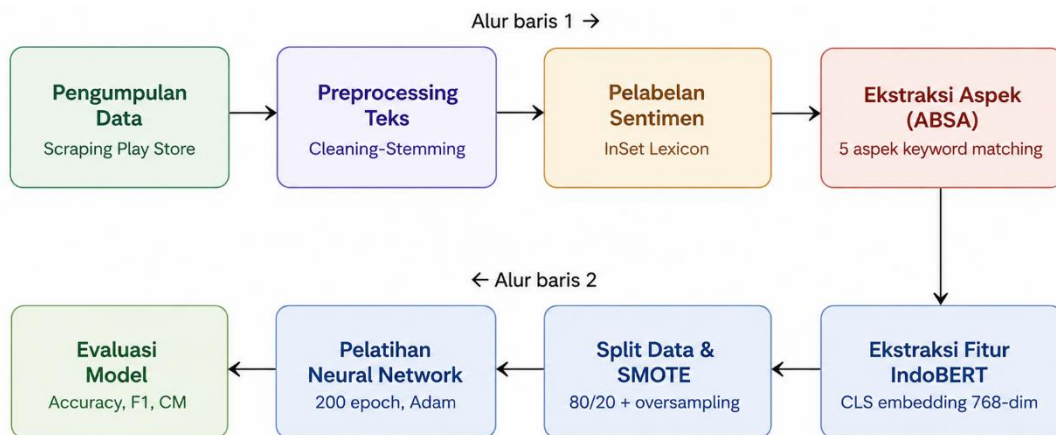
Neural Network merupakan metode machine learning yang terinspirasi dari cara kerja jaringan saraf manusia (Li et al., 2020). Model ini terdiri atas lapisan input, hidden layer, dan output layer yang saling terhubung melalui bobot tertentu.

2.5. SMOTE (*Synthetic Minority Oversampling Technique*)

SMOTE merupakan teknik oversampling yang digunakan untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan kelas (class imbalance) pada data klasifikasi (Rofi'i et al., 2026). Ketidakseimbangan kelas dapat menyebabkan model lebih cenderung memprediksi kelas mayoritas dibandingkan kelas minoritas (Azhari, 2024).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang saling berkaitan, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model klasifikasi. Setiap tahapan dirancang untuk mendukung proses *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) pada ulasan aplikasi JMO secara sistematis dan terstruktur. Adapun alur penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1. Scraping Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pengguna aplikasi JMO yang diperoleh dari Google Play Store melalui teknik web scraping menggunakan library `google-play-scraper`. Pengumpulan data dilakukan terhadap ulasan yang dipublikasikan dalam rentang waktu 1 Januari 2024 hingga 1 Mei 2026. Data yang diperoleh mencakup isi ulasan (content), rating (score), tanggal ulasan, identitas pengguna, serta informasi pendukung lainnya yang tersedia pada Google Play Store. Setelah proses pengambilan data selesai, dilakukan pemeriksaan terhadap data duplikat dengan memanfaatkan identifikasi pengguna dan kesamaan isi ulasan. Selanjutnya, data yang terindikasi duplikat, kosong, atau tidak relevan dihapus sehingga diperoleh dataset yang siap digunakan pada tahap preprocessing.

3.2. Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks sebelum dianalisis lebih lanjut. Proses ini bertujuan mengurangi noise dan meningkatkan kualitas data sehingga dapat direpresentasikan dengan lebih baik oleh model klasifikasi. Tahapan yang dilakukan meliputi cleaning untuk menghapus URL, emoji, angka, tanda baca, simbol khusus, dan karakter yang tidak relevan, dilanjutkan dengan case folding untuk mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (lowercase).

Selanjutnya dilakukan normalisasi kata guna mengubah kata tidak baku dan singkatan menjadi bentuk baku, kemudian tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit-unit kata. Setelah itu, dilakukan stopword removal untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap makna kalimat, dan diakhiri dengan stemming menggunakan library Sastrawi untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar.

3.3. Labelling Sentimen

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan lexicon-based sentiment analysis dengan memanfaatkan kamus sentimen bahasa Indonesia (InSet Lexicon). Setiap kata dalam ulasan diberikan skor sentimen berdasarkan kamus positif dan negatif yang digunakan. Skor sentimen total diperoleh dari akumulasi skor seluruh kata dalam ulasan. Jika skor akhir bernilai positif maka ulasan diberi label positif, sedangkan jika skor akhir

bernilai negatif maka ulasan diberi label negatif. Hasil pelabelan ini digunakan sebagai target klasifikasi pada tahap pembentukan model.

3.4. Ekstraksi Fitur ABSA

Penelitian ini menerapkan pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) dengan metode keyword matching. Pada tahap ini, setiap ulasan diidentifikasi berdasarkan aspek tertentu menggunakan daftar kata kunci yang telah ditentukan sebelumnya. Setiap aspek direpresentasikan oleh sekumpulan kata kunci yang relevan dengan fitur atau layanan pada aplikasi JMO. Apabila suatu ulasan mengandung kata kunci yang sesuai dengan daftar aspek, maka ulasan tersebut akan dikategorikan ke dalam aspek yang bersangkutan. Pelabelan data dilakukan secara terpisah untuk menentukan kategori aspek dan kelas polaritas sentimen. Ekstraksi aspek menerapkan metode keyword matching (pencocokan kata kunci) untuk mengelompokkan ulasan ke dalam lima aspek utama, yaitu Kepuasan/Keluhan Umum, Performa & Stabilitas, Layanan & Dukungan, Kualitas Fitur, dan UI/UX.

3.5. Feature Extraction dengan IndoBERT

Teks ulasan yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dikonversi ke dalam bentuk representasi vektor numerik menggunakan model bahasa pretrained IndoBERT (indobenchmark/indobert-base-p1). Proses ekstraksi dilakukan dengan mengambil fitur kontekstual dari token khusus [CLS] pada lapisan tersembunyi terakhir (last hidden layer) model Transformer tersebut, sehingga menghasilkan vektor embedding padat berdimensi 768. Teknik pembekuan parameter (parameter freezing) diterapkan pada arsitektur IndoBERT agar proses ekstraksi fitur berjalan efisien tanpa melakukan fine-tuning penuh terhadap seluruh bobot parameter model.

3.6. SMOTE

Setelah proses ekstraksi fitur menggunakan IndoBERT, setiap ulasan direpresentasikan dalam bentuk vektor embedding berdimensi 768. Selanjutnya dilakukan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas pada data latih, diterapkan *metode Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE). Penerapan SMOTE dilakukan hanya pada data latih hasil ekstraksi fitur IndoBERT sehingga tidak terjadi kebocoran data (*data leakage*) pada

data uji. Hasil penyeimbangan data kemudian digunakan sebagai masukan pada proses pelatihan model Neural Network.

3.7. Neural Network

Tahap akhir dari metode penelitian ini adalah proses klasifikasi sentimen berbasis aspek menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan (Neural Network) dengan framework PyTorch. Model klasifikasi dirancang dengan struktur tiga lapisan utama, yang terdiri dari Input Layer (768 neuron menyesuaikan dimensi fitur embedding IndoBERT), Hidden Layer (256 neuron dengan fungsi aktivasi), dan Output Layer (2 neuron untuk memproyeksikan kelas sentimen positif dan negatif). Model ini dilatih selama 200 epoch menggunakan fungsi kerugian Cross-Entropy Loss dan dioptimasi menggunakan Adam Optimizer pada tingkat pembelajaran (learning rate) $1e-4$ untuk menghasilkan model prediksi yang optimal.

3.8. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Kinerja model diukur menggunakan Confusion Matrix untuk memperoleh nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi secara keseluruhan, sedangkan Precision, Recall, dan F1-Score digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi masing-masing kelas sentimen. Hasil evaluasi tersebut digunakan untuk mengetahui efektivitas kombinasi metode ABSA, IndoBERT, SMOTE, dan Neural Network dalam menganalisis sentimen pengguna aplikasi JMO.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Scraping Data

Data dari hasil scraping JMO menghasilkan sebanyak 182.111 ulasan pada periode 1 Januari 2024 hingga 1 Mei 2026. Hasil ulasan ditampilkan pada Gambar 2 menunjukkan terdapat 94.918 ulasan duplikat berdasarkan kolom *content*. Setelah penghapusan data duplikat, jumlah data yang digunakan pada penelitian ini menjadi 91.922 ulasan unik.

userImage	score	at	content
https://play-lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	5	2026-04-30T23:59:10	sangat baik
https://play-lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	1	2026-04-30T23:54:02	sunpah mau klaim jht foto berkali kali tetep g...
https://play-lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	4	2026-04-30T23:44:22	Tolong setiap mau konfirmasi jp berkala gagal ...

Gambar 2. Hasil Scraping

4.2. Preprocessing

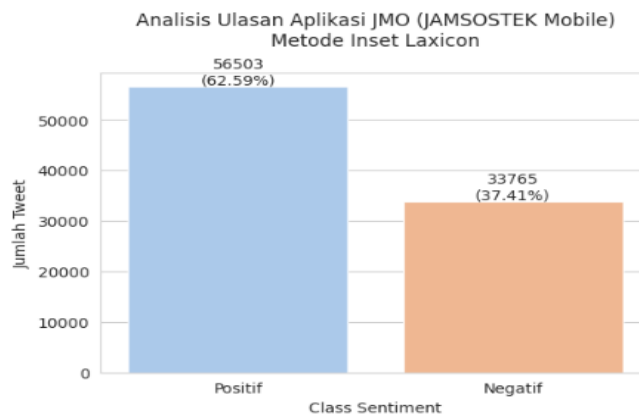
Tahap preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data ulasan mentah agar siap dianalisis, sebanyak 91.922 ulasan akan melewati tahapan cleaning, case folding, normalisasi kata tidak baku, stopword removal, dan stemming menggunakan algoritma Sastrawi. Ulasan yang tidak menyisakan konten bermakna seperti emoji atau simbol turut dihapus sebanyak 1.654 ulasan. Dataset akhir yang digunakan pada seluruh tahapan penelitian selanjutnya berjumlah 90.268 ulasan seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.

cleaning	case_folding	normalisasi	tokenize	stopword removal	stemming_data
sangat baik	sangat baik	sangat baik	[sangat, baik]		
unpah mau klaim jht foto berkali kali tetep g...	sunpah mau klaim jht foto berkali kali tetep g...	sunpah mau klaim jht foto berkali kali tetep d...	[sunpah, mau, klaim, jht, foto, berkali, kali, ...]	sunpah klaim jht foto berkali kali kayak minim...	sunpah klaim jht foto kali kali kayak minimal ...
Tolong setiap mau konfirmasi jp berkala gagal ...	tolong setiap mau konfirmasi jp berkala gagal ...	tolong setiap mau konfirmasi jp berkala gagal ...	[tolong, setiap, mau, konfirmasi, jp, berkala, ...]	tolong konfirmasi jp berkala gagal	tolong konfirmasi jp kala gagal
pake fitur verifikasi wajah tapi penyedia laya...	pake fitur verifikasi wajah tapi penyedia laya...	pakai fitur verifikasi wajah tapi penyedia laya...	[pakai, fitur, verifikasi, wajah, tapi, penyed...	pakai fitur verifikasi wajah penyedia layanan ...	pakai fitur verifikasi wajah sedia layan becus...

Gambar 3. Hasil Preprocessing

4.3. Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan metode InSet Lexicon dengan menghitung selisih antara jumlah kata positif dan kata negatif pada setiap ulasan. Ulasan dengan nilai skor kurang dari 0 dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan skor sama dengan atau lebih besar dari 0 dikategorikan sebagai sentimen positif. Hasil pelabelan terhadap 91.922 ulasan menunjukkan bahwa 56.503 ulasan (62,59%) termasuk sentimen positif dan 33.765 ulasan (37,41%) termasuk sentimen negatif yang ditunjukkan Gambar 4.

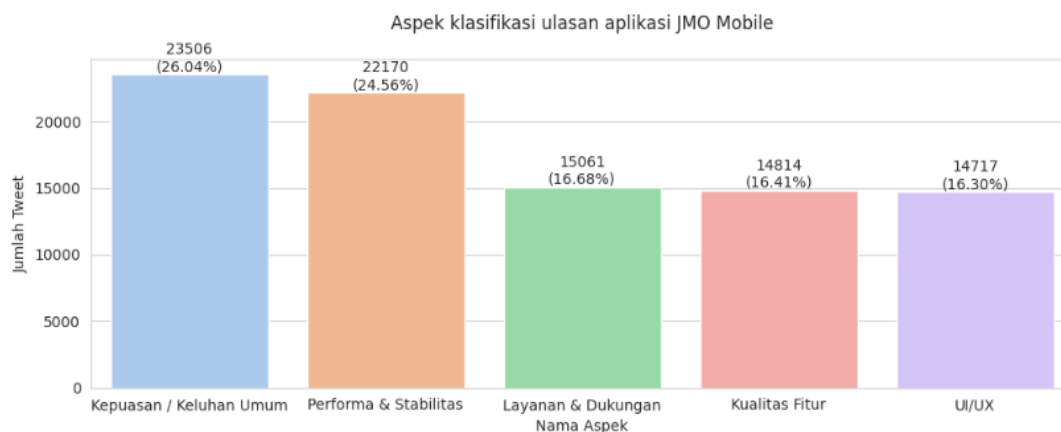


Gambar 4. Pelabelan Sentimen

Dominasi sentimen positif menunjukkan bahwa pengguna cenderung memberikan penilaian yang baik terhadap aplikasi JMO, meskipun proporsi sentimen negatif yang masih cukup besar mengindikasikan adanya permasalahan yang perlu diidentifikasi lebih lanjut pada analisis aspek.

4.4. Ekstraksi Aspek

Ekstraksi aspek dilakukan menggunakan metode keyword matching dengan mengelompokkan ulasan ke dalam lima aspek, yaitu Kepuasan/Keluhan Umum, Performa & Stabilitas, Layanan & Dukungan, Kualitas Fitur, dan UI/UX. Hasil klasifikasi terhadap 91.922 ulasan menunjukkan bahwa aspek Kepuasan/Keluhan Umum menjadi aspek yang paling banyak dibahas oleh pengguna dengan 23.506 ulasan (26,04%), diikuti oleh Performa & Stabilitas sebanyak 22.170 ulasan (24,56%), Layanan & Dukungan sebanyak 15.061 ulasan (16,68%), Kualitas Fitur sebanyak 14.814 ulasan (16,41%), dan UI/UX sebanyak 14.717 ulasan (16,30%).



Gambar 5. Aspek Ulasan JMO dengan ABSA

Distribusi Gambar 5 menunjukkan bahwa perhatian pengguna JMO lebih banyak tertuju pada pengalaman penggunaan aplikasi secara umum serta kinerja sistem dibandingkan aspek lainnya. Tingginya jumlah ulasan pada aspek Kepuasan/Keluhan Umum mengindikasikan bahwa pengguna cenderung menyampaikan penilaian secara langsung terhadap layanan yang diterima, sedangkan dominasi aspek Performa & Stabilitas menunjukkan bahwa isu terkait kecepatan akses, kestabilan sistem, dan gangguan teknis menjadi topik yang paling sering dibahas. Sementara itu, aspek Layanan & Dukungan, Kualitas Fitur, dan UI/UX memiliki proporsi yang relatif seimbang, menunjukkan bahwa kualitas fitur, kemudahan penggunaan, serta layanan pendukung juga menjadi faktor penting yang memengaruhi persepsi pengguna terhadap aplikasi JMO.

4.5. IndoBERT

Implementasi IndoBERT (indobenchmark/indobert-base-p1) terbukti sangat efektif menangani ulasan aplikasi JMO yang didominasi oleh bahasa informal, singkatan, dan kata slang. Lewat arsitektur bidirectional Transformer, IndoBERT mampu memahami makna kata berdasarkan konteks sekelilingnya secara dua arah. Fitur yang diekstrak dari token [CLS] pada last hidden layer menghasilkan vector embedding berdimensi 768 yang sangat kaya akan informasi semantik dibandingkan metode berbasis frekuensi tradisional.

Strategi membekukan parameter (parameter freezing) menjadikan IndoBERT sebagai feature extractor murni yang sangat efisien secara komputasi untuk memproses 90.268 data ulasan. Kualitas representasi teks yang tinggi ini mempermudah metode SMOTE dalam menghasilkan sampel sintesis yang realistis pada ruang vektor. Alhasil, kombinasi fitur IndoBERT dengan klasifikasi Neural Network berhasil mencapai akurasi optimal 91,81% serta mendongkrak F1-score kelas minoritas (sentimen negatif) hingga 89% tanpa mengalami overfitting. sentimen.

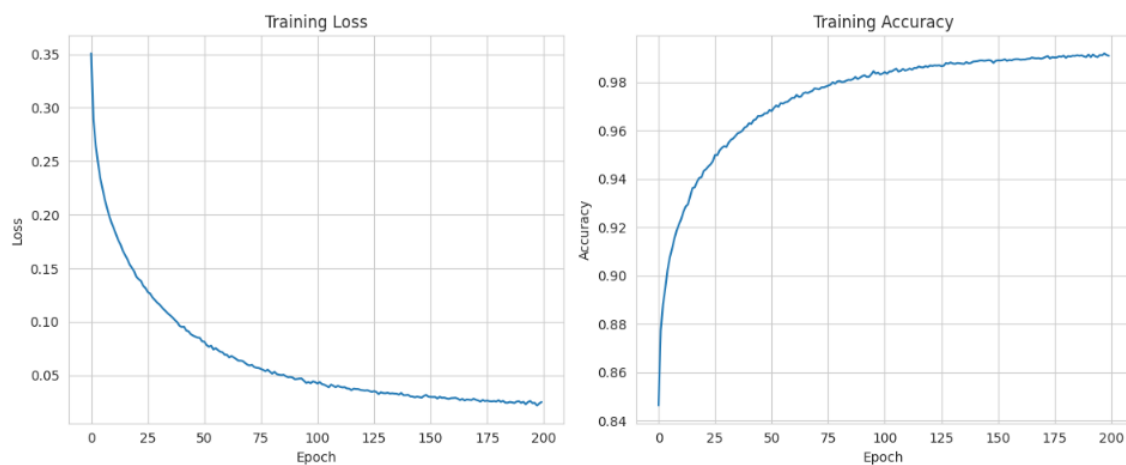
4.6. Split Data dan SMOTE

Data hasil ekstraksi fitur IndoBERT dibagi menggunakan skema 80:20, yaitu 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Pembagian dilakukan menggunakan parameter stratify untuk mempertahankan proporsi kelas sentimen pada kedua kelompok data sehingga distribusi data tetap representatif selama proses pelatihan dan pengujian model. Sebelum proses pelatihan model, dilakukan penyeimbangan data menggunakan

metode Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE). Pada data latih, jumlah sentimen negatif sebanyak 27.012 data dan sentimen positif sebanyak 45.202 data. Ketidakseimbangan ini berpotensi menyebabkan model lebih dominan mempelajari kelas mayoritas. Setelah penerapan SMOTE, jumlah data pada kedua kelas menjadi seimbang, yaitu masing-masing 45.202 data, sehingga model dapat mempelajari karakteristik setiap kelas secara lebih proporsional.

4.7. Neural Network

Berdasarkan Gambar 6, nilai training loss terus menurun seiring bertambahnya epoch, sedangkan training accuracy menunjukkan tren peningkatan hingga mendekati 99%. Kondisi ini mengindikasikan bahwa Neural Network berhasil melakukan konvergensi dan mampu mempelajari pola sentimen dari fitur kontekstual yang dihasilkan oleh IndoBERT. Setelah sekitar epoch ke-100, peningkatan accuracy dan penurunan loss mulai melambat yang menunjukkan bahwa model telah mendekati kondisi optimal.



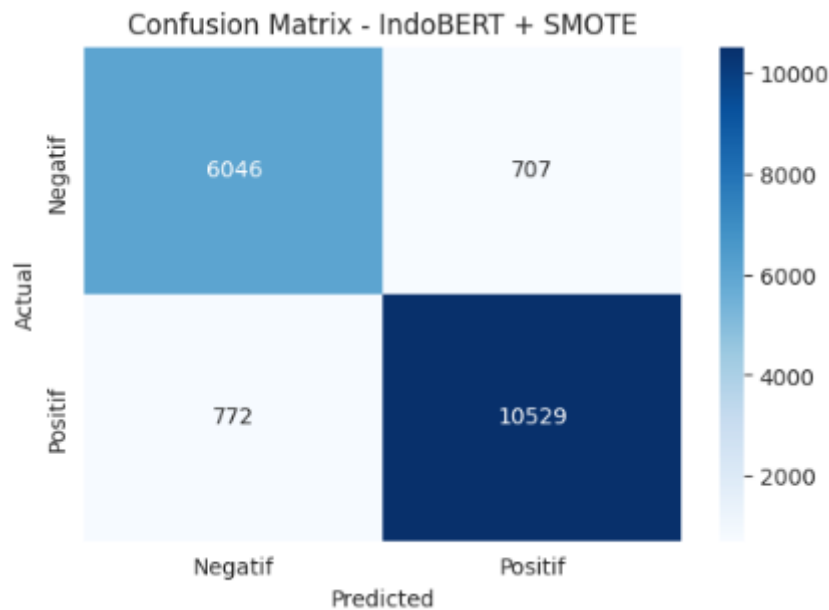
Gambar 6. Grafik Training Loss dan Accuracy

Temuan ini memperlihatkan bahwa kombinasi IndoBERT, SMOTE, dan Neural Network efektif dalam membangun representasi data yang mampu membedakan kelas sentimen secara akurat, yang selanjutnya dikonfirmasi melalui hasil pengujian pada data testing dengan akurasi sebesar 91,81%.

4.8. Evaluasi Hasil

Hasil evaluasi yang ditunjukkan pada Gambar 7 menunjukkan bahwa model Neural Network berbasis fitur IndoBERT dan SMOTE mampu menghasilkan akurasi sebesar 91,81% dengan nilai weighted F1-score sebesar 92%. Pada kelas sentimen negatif

diperoleh nilai precision 89%, recall 90%, dan F1-score 89%, sedangkan pada kelas sentimen positif diperoleh precision 94%, recall 93%, dan F1-score 93%. Berdasarkan confusion matrix, model berhasil mengklasifikasikan 6.046 ulasan negatif dan 10.529 ulasan positif secara benar, dengan kesalahan klasifikasi sebanyak 707 ulasan negatif yang diprediksi positif dan 772 ulasan positif yang diprediksi negatif.



Gambar 7. Confusion Matrix

Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi fitur kontekstual IndoBERT, penyeimbangan data menggunakan SMOTE, dan klasifikasi menggunakan Neural Network mampu mengenali pola sentimen pengguna aplikasi JMO dengan tingkat akurasi yang tinggi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa integrasi model pretrained IndoBERT, Neural Network, dan metode SMOTE secara efektif mampu menjawab tantangan analisis ulasan berskala besar serta mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas sentimen pada aplikasi Jamsostek Mobile (JMO). Berdasarkan fakta hasil pengujian, pendekatan yang diusulkan terbukti logis dan akurat dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam aspek-aspek spesifik secara efisien tanpa memerlukan komputasi tingkat tinggi untuk fine-tuning penuh. Kesimpulan dan tingkat akurasi yang dihasilkan dalam penelitian ini bersifat spesifik pada karakteristik teks ulasan aplikasi JMO di Google Play Store dalam kurun waktu objek studi, sehingga generalisasi terhadap aplikasi atau

platform digital lain harus dilakukan dengan penuh kehati-hatian mengingat adanya variasi gaya bahasa informal yang dinamis.

Keterbatasan utama penelitian ini terletak pada metode pencocokan kata kunci (*keyword matching*) dalam penentuan aspek yang belum fleksibel terhadap variasi kosakata baru, serta ketergantungan pada kamus leksikon untuk pelabelan awal yang berpotensi menimbulkan bias interpretasi. Sebagai rekomendasi tindakan berdasarkan temuan ini, pihak manajemen BPJS Ketenagakerjaan disarankan untuk mengimplementasikan sistem analitik berbasis model ini ke dalam dasbor pemantauan real-time guna mempercepat penanganan keluhan pengguna secara taktis. Sementara itu, untuk penelitian yang akan datang, direkomendasikan penggunaan pendekatan end-to-end ABSA berbasis pembelajaran mendalam, eksplorasi arsitektur klasifikasi lain seperti LSTM atau GRU, serta pelibatan anotasi manual oleh pakar (*human annotator*) untuk meningkatkan keandalan dan validitas pelabelan data.

DAFTAR REFERENSI

- Awadh, W. A., Sulaiman, R. B., & Mahmoud, M. A. (2025). Aspect-based sentiment analysis in MOOCs: a systematic literature review introducing the MASC-MEF framework. In *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* (Vol. 37, Issue 1). Springer. <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00018-1>
- Azhari, R. D. (2024). Hyperparameter Optimization on Machine Learning Models for Twitter Sentiment Analysis of Indonesia's New Capital (IKN). *2024 IEEE International Conference on ...*
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10862574/>
- Daza, A., Rueda, N. D. G., Sánchez, M. S. A., Espíritu, W. F. R., & Quiñones, M. E. C. (2024). Sentiment Analysis on E-Commerce Product Reviews Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms: A Bibliometric Analysis and Systematic Literature Review, Challenges and Future Works. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2).
<https://cris.ucv.edu.pe/en/publications/sentiment-analysis-on-e-commerce-product-reviews-using-machine-le/>
- Destean, W., & Mauladaniyati, R. (2025). Analisis Customer Behavior BPJS Ketenagakerjaan: Menentukan Strategi Pelayanan melalui Big Data Analytics. *Jurnal Jamsostek*.
<https://jurnalbpjamsostek.or.id/index.php/bpjamsostek/article/view/108>
- Fitriana, L. A., & Risdiansyah, D. (2025). PERBANDINGAN KINERJA MODEL MACHINE LEARNING UNTUK SENTIMEN ANALISIS ISU KESEHATAN MENTAL DI FORUM KESEHATAN ONLINE. *JURNAL KHATULISTIWA INFORMATIKA (JKI)*, 13(2), 80–88.
- Hua, Y. C., Denny, P., Wicker, J., & Taskova, K. (2024). A systematic review of aspect-based sentiment analysis: domains, methods, and trends. In *Artificial Intelligence*

- Review* (Vol. 57, Issue 11). Springer. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10906-z>
- Jessen, R. A. (2026). *ANALISIS PERFORMA TRANSFORMER-BASED MODEL PADA DETEKSI BLACK CAMPAIGN (Studi Kasus: Pemilihan Presiden Indonesia 2024)*. digilib.unila.ac.id. <https://digilib.unila.ac.id/98113/>
- Kedas, S., Kumar, A., & Jain, P. K. (2022). Dealing with Class Imbalance in Sentiment Analysis using Deep Learning and SMOTE. *Advances in Data Computing, Communication and Security*, 1–9.
- Koto, F., & Baldwin, T. (2020). *IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP*. 757–770.
- Li, W., Zhu, L., Shi, Y., Guo, K., & Cambria, E. (2020). User reviews: Sentiment analysis using lexicon integrated two-channel CNN–LSTM family models. *Applied Soft Computing Journal*, 94. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106435>
- Ngantung, K. F. A., Angdresey, A., & Sanger, J. B. (2021). *ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP APLIKASI LAYANAN PUBLIK MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE*. repo.unikadelasalle.ac.id. <https://repo.unikadelasalle.ac.id/3740/>
- Rofi'i, M., Vikri, M. J., & Rohmah, R. (2026). Implementasi SMOTE dan GridSearchCV untuk Klasifikasi Sentimen Imbalanced pada Isu Reshuffle Kabinet. ... : *Vocational Education and ...* <http://www.ojs.aknacehbarat.ac.id/index.php/vocatech/article/view/305>
- Susanto, L., Wijanarko, M. I., Pratama, P. A., Hong, T., & ... (2024). Indotoxic2024: A demographically-enriched dataset of hate speech and toxicity types for Indonesian language. *ArXiv Preprint ArXiv ...* <https://arxiv.org/abs/2406.19349>
- Wang, S., Huang, X., Hu, T., She, B., Zhang, M., Wang, R., Gruebner, O., Imran, M., Corcoran, J., Liu, Y., & Bao, S. (2023). A global portrait of expressed mental health signals towards COVID-19 in social media space. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 116. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103160>
- Yulianti, E., & Nissa, N. K. (2024). ABSA of Indonesian customer reviews using IndoBERT: single-sentence and sentence-pair classification approaches. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*. <http://beei2.org/index.php/EEI/article/view/8032>