

***Aspect-Based Sentiment Analysis* pada Ulasan Pengguna terhadap Aplikasi Betang Mobile**

Deby Li¹⁾, Efrans Christian²⁾, Novera Kristianti³⁾

¹⁾²⁾³⁾Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya
Kampus Tunjung Nyaho Jalan Yos Sudarso, Palangka Raya, Kalimantan Tengah, Indonesia

¹⁾debyli@mhs.eng.upr.ac.id

²⁾efrans@it.upr.ac.id

³⁾noverakristianti@eng.upr.ac.id

Abstrak

Analisis umpan balik pengguna pada aplikasi Betang Mobile dari Bank Kalimantan Tengah belum dimanfaatkan secara optimal untuk peningkatan kualitas layanan. Penelitian ini bertujuan merancang sistem *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk menganalisis ulasan pengguna dan memberikan rekomendasi perbaikan. Metodologi dimulai dengan 1.176 ulasan yang melalui pra-pemrosesan, kemudian *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) digunakan untuk mengekstraksi topik yang dikelompokkan menjadi aspek "Transaksi" dan "Registrasi". Augmentasi data menggunakan IndoT5 diterapkan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, sehingga total data menjadi 1.406 ulasan. Klasifikasi aspek dan sentimen menggunakan model IndoBERT, sedangkan analisis akar masalah pada sentimen negatif memakai TF-IDF dan *Permutation Importance*. Hasil penelitian menunjukkan kinerja IndoBERT yang sangat baik dengan akurasi 90.7% untuk klasifikasi aspek dan 97.8% untuk klasifikasi sentimen. Rekomendasi utama adalah peningkatan stabilitas dan keandalan pada seluruh alur transaksi serta proses registrasi dan *login* untuk memastikan pengguna dapat mengakses aplikasi tanpa eror.

Kata kunci: Betang Mobile, *Mobile Banking*, Bank, IndoBERT, *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA)

Abstract

This research addresses the underutilization of user feedback for the Betang Mobile application from Bank Kalimantan Tengah by designing an Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) system to provide targeted recommendations. Starting with 1,176 reviews, the study used Latent Dirichlet Allocation (LDA) to identify "Transaction" and "Registration" as key aspects. The dataset was then augmented to 1,406 reviews using IndoT5 to correct class imbalance. An IndoBERT model was employed for classification, achieving high accuracy of 90.7% for aspects and 97.8% for sentiment. A root cause analysis on negative feedback using TF-IDF and Permutation Importance led to the primary recommendation: to improve the stability and reliability of the entire transaction flow as well as the registration and login processes to ensure an error-free user experience.

Keywords: Betang Mobile, *Mobile Banking*, Bank, IndoBERT, *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA)

1. PENDAHULUAN

Di era digital, *mobile banking* menjadi layanan vital yang memfasilitasi transaksi keuangan secara efisien. Aplikasi ini memungkinkan nasabah melakukan berbagai aktivitas seperti transfer, pembayaran, hingga transaksi non-tunai melalui QRIS (*Quick Response Code Indonesian Standard*). Dalam konteks ini, ulasan pengguna menjadi sumber evaluasi yang strategis bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan. Salah satu aplikasi yang memerlukan perhatian ini adalah Betang Mobile, layanan perbankan digital dari Bank Kalimantan Tengah.

Namun, hingga kini belum ada upaya sistematis dari pihak bank untuk menganalisis ulasan pengguna sebagai dasar perbaikan aplikasi.

Penelitian serupa telah dilakukan terhadap aplikasi JConnect Mobile milik Bank Jawa Timur, dengan pendekatan klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan pembobotan TF-IDF. Penelitian tersebut dilanjutkan dengan *Root Cause Analysis* (RCA) untuk mengidentifikasi penyebab utama sentimen negatif, dan menghasilkan akurasi sebesar 93,1% serta menemukan lima permasalahan penting untuk perbaikan [1].

Berbeda dari penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk menganalisis ulasan pengguna Betang Mobile secara lebih terarah. ABSA bertujuan untuk mengidentifikasi aspek-aspek spesifik dari ulasan dan menentukan sentimen yang terkait dengan masing-masing aspek, penggunaan ABSA juga karena pengembang butuh tahu aspek mana yang bermasalah. Penentuan aspek dilakukan dengan bantuan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mengekstrak topik lalu di tentukan sesuai dengan kebutuhan, sedangkan pelabelan sentimen menggunakan IndoBERT dipilih untuk klasifikasi sentimen per aspek karena dapat menangkap konteks berbahasa Indonesia. Selanjutnya, diterapkan prinsip dasar *Latent Class Analysis* (LCA) untuk mengelompokkan hubungan antara aspek, topik, dan sentimen negatif guna menghasilkan rekomendasi perbaikan yang lebih terfokus, sehingga topik yang berkontribusi paling besar pada sentimen negatif masing-masing aspek diketahui.

Mengingat jumlah dataset yang cukup sedikit, ketimpangan kelas diatasi dengan augmentasi parafrasa berbasis IndoT5. IndoT5 bekerja dengan menghasilkan kalimat semakna namun berbeda leksikal, menambah keragaman data yang lebih alami dan meningkatkan generalisasi. Berbeda dari SMOTE/oversampling pada teks yang hanya menggandakan atau menginterpolasi contoh minoritas sehingga model mudah menghafal dan kinerja validasi menurun pada dataset yang cenderung sedikit. Melalui pendekatan tersebut, penelitian ini dapat mengidentifikasi aspek-aspek utama yang sering dibahas dalam ulasan pengguna terhadap aplikasi Betang Mobile, serta mengetahui sentimen dan topik yang berkaitan dengan masing-masing aspek. Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan akan analisis sentimen yang lebih mendalam berbasis aspek, sehingga dapat menjadi dasar yang lebih spesifik bagi pengembang dan pihak Bank Kalimantan Tengah dalam melakukan evaluasi dan peningkatan kualitas aplikasi secara berkelanjutan .t

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisa Sentimen Berbasis Aspek

Metode ini bertujuan untuk menentukan polaritas sentimen (seperti positif, negatif, atau netral) dari sebuah teks yang ditujukan pada aspek spesifik dari suatu entitas. Sistem ini mendeteksi fitur atau aspek utama dari serangkaian teks dan memperkirakan sentimen rata-rata untuk setiap aspeknya [2].

2.2 Scraper

Scraper adalah metode untuk mengambil data dan sering menggunakan bahasa pemrograman python, data yang diambil juga dapat berupa informasi contohnya pada aplikasi seperti judul aplikasi, developer url, kategori aplikasi, keseluruhan rating dan review, deskripsi, thumbnail, rating konten serta screenshot aplikasi, dan biasanya disimpan dalam format data terstruktur seperti CSV, JSON, atau database [3].

2.3 Preprocessing

Untuk mencapai tujuan penelitian serta dapat memecahkan suatu permasalahan diperlukan tahapan-tahapan salah satunya teknik pengolahan data. Tanpa adanya proses pengolahan data, data tidak berarti apa-apa bagi organisasi maupun perusahaan manapun atau bagi penelitian apapun. Untuk itu, diperlukan teknik pengolahan data untuk menemukan makna dibalik data-data tersebut [4].

2.4 Latent Dirichlet Allocation (LDA)

LDA adalah model statistik yang digunakan untuk menganalisis kumpulan teks. LDA bekerja dengan mengelompokkan kata-kata dalam dokumen ke dalam beberapa topik tersembunyi. Setiap dokumen dianggap sebagai campuran dari beberapa topik, dan setiap topik terdiri dari kumpulan kata-kata dengan probabilitas tertentu [5].

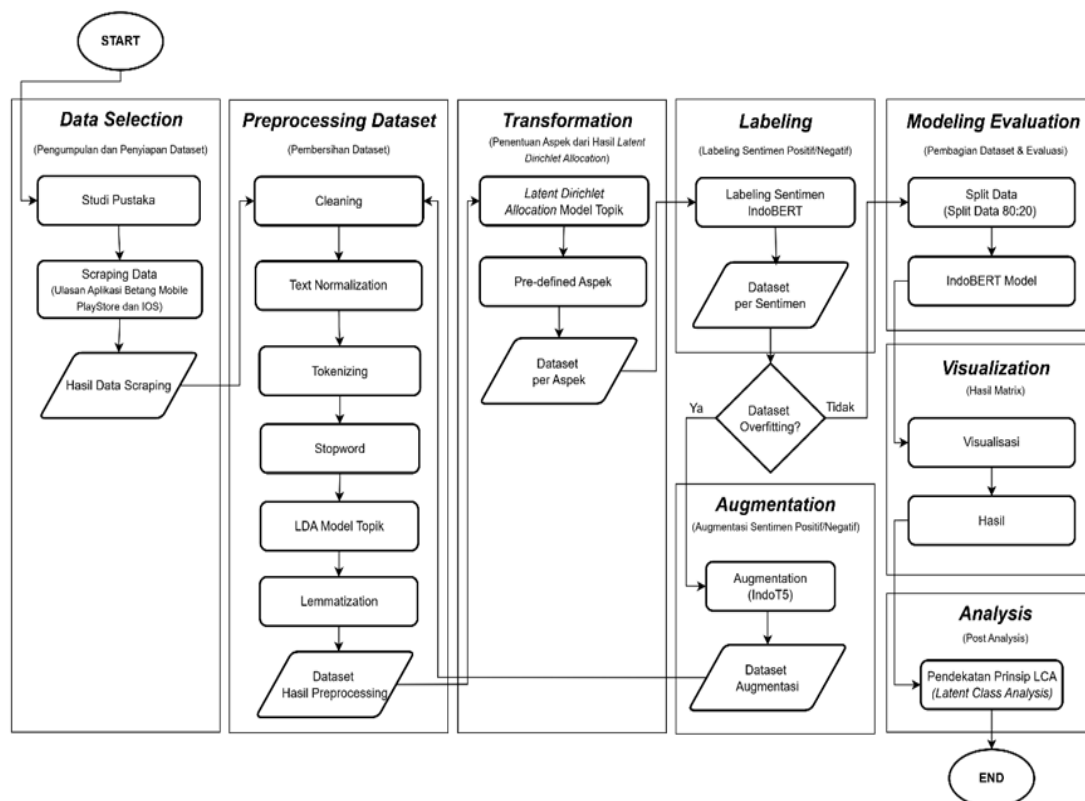
2.5 Pre-defined

Pre-defined atau juga aspek tetap merupakan metode yang menggunakan daftar aspek yang sudah ditetapkan secara manual sebelumnya sebelum proses analisis dilakukan. Nantinya aspek-aspek ini di gunakan sebagai acuan untuk mengidentifikasi bagian dari ulasan yang relevan dengan masing-masing topik yang muncul, pendekatan ini dilakukan dengan wawancara.

2.6 IndoBERT

IndoBERT adalah model berbasis transformer yang terinspirasi oleh BERT dan dilatih dalam korpus besar bahasa Indonesia. Model ini menggabungkan kosakata substansial lebih dari 220 juta kata yang bersumber dari referensi bahasa Indonesia yang dapat diandalkan, seperti surat kabar online dan Korpus Web Indonesia. IndoBERT adalah pre-trained model yang dikembangkan dengan 2,4 juta langkah atau 180 epoch, sehingga menghasilkan kinerja yang kuat pada berbagai tugas NLP [6].

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Metode

Alur ini disusun untuk menggambarkan bagaimana tahapan atau hubungan antara metode. Terdapat 6 tahapan yang digunakan oleh penulis yaitu *Data Selection* pada bagian ini melakukan pengumpulan data, kemudian lanjut ke *Preprocessing Dataset* pada bagian ini melakukan pembersihan data dan penyesuaian data dengan kebutuhan, selanjutnya *Transformation* sebagai analisis teks akan menggunakan teknik pre-defined yang dimana aspek di tentukan terlebih dahulu


secara manual, lanjut ke *Sentiment Labeling*, selanjutnya *Augmentation* ini dilakukan jika dataset mengalami *overfitting* yang dimana setelah data di augmentasi akan digabungkan dengan dataset awal kemudian kembali melewati seluruh tahapan *preprocessing*, kemudian dilanjutkan ke *Modeling Evaluation* dengan menggunakan IndoBERT yang sebelumnya dilakukan *split data*, yang terakhir adalah tahapan *Visualization* untuk melihat hasil dari analisa dengan menggunakan *F1-Score, Precision, Recall, dan Accuracy* sedangkan untuk visualisasi menggunakan *streamlit*.

4. PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan pengambilan ulasan pada aplikasi Betang Mobile pada *PlayStore* dan *AppStore*. Proses pengambilan data dilakukan dengan menggunakan library *Google-play-scraper* dan *app-store-scraper*. Karena aplikasi tergolong baru yang dibuat pada tahun 2022 untuk Android dan 2020 untuk IOS maka data diambil dari tahun tersebut, dengan *PlayStore* dari tanggal 30-11-2020 sampai dengan 01-09-2025 berjumlah 1144 ulasan, dan *AppStore* dari 05-04-2022 sampai dengan 03-02-2025 berjumlah 32 ulasan. Proses scraping pada *PlayStore* dilakukan dengan parameter *app_id* untuk menentukan aplikasi, *lang='id'* untuk bahasa, *country='id'* untuk negara, *count=5000* untuk jumlah maksimum ulasan, dan *sort=Sort.NEWEST* agar hasil diurutkan dari ulasan terbaru, serta difilter menggunakan *reviewId* agar tidak terjadi duplikasi. Kemudian dataset disimpan dalam format *Comma Separated Values* (CSV) dengan hanya menyertakan kolom *userName, content, score, dan at*, lalu digabungkan. Total data yang diperoleh adalah 1176 ulasan.

Tabel 1. *Scrapping*

userName	content	score	at
Hijjatiapria	Aplikasinya cukup bagus dg tampilan yg tidak ribet, hanya menyusahkan saat tiba -tiba ada pembaruan tidak bisa dibuka kecuali kita update dulu, selain itu kalau sudah diupdate kadang harus registrasi ulang dan itu agak membuang waktu.	3	2023-06-21 04:32:46
ervanM	Aplikasi tidak siap pakai ya gini	1	2025-02-03 08:11:15
odigarang	Saya top up e-wallet (gopay) pukul 00.30 WIB dan sampai sekarang pukul 01.50 WIB belum selesai diproses. Tolong dong diperbaiki sistemnya, saya konsumen smpai kelaparan menunggu proses top up nya lama. Mana anggaran kalian utk pengembangan aplikasi? Sekalian tambah fitur QRIS biar gak ribet harus top up e-wallet dulu baru bs bayar2 secara cashless	1	2024-12-11 18:52:48
Bayungjaja	Selama ini pake aman pake bgt, beli token, transfer, beli pulsa, sejauh ini sangat membantu. Terima Kasih Bank Kalteng 	5	2024-08-13 10:35:41
Ayuln	Aplikasinya nya sangaat jelek	1	2024-07-07 10:54:38

4.2 Preprocessing Dataset Awal

Pada tahap *preprocessing*, tahapan yang dilakukan merupakan, pembersihan data, yang dimana menghilangkan karakter khusus, angka dan spasi berlebih, normalisasi teks dan juga menambahkan kamus slang, menghilangkan *stopwords, tokenization, serta lemmatization* mengubah kata ke bentuk dasarnya.

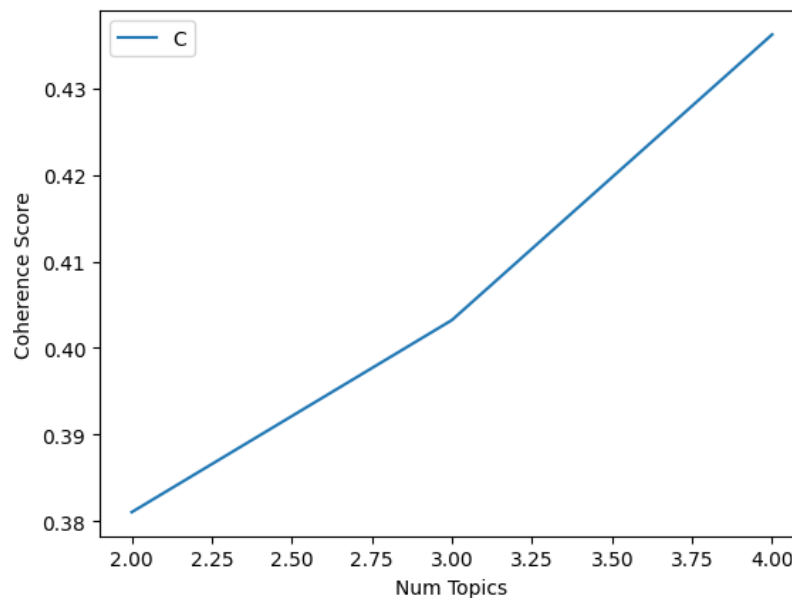
4.3 Transformation Dataset Awal

Pada tahap pemodelan topik ini, menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation (LDA)* sebagai metode pengelompokan topik dari data ulasan aplikasi Betang Mobile dengan tahapan *Bag Of Words*, LDA, dan *pre-defined*.

4.3.1. Bag Of Words

Dalam proses pemodelan topik, selain menggunakan kamus (dictionary), input yang diperlukan adalah representasi vektor dari kamus tersebut. Kamus dibuat menggunakan perintah `id2word = corpora.Dictionary(lemmatized_content)` yang menyimpan daftar kata unik dari seluruh dokumen. Pembobotan kata, yang dihasilkan dari pendekatan *Bag of Words* (tersedia dalam modul Gensim), akan di manfaatkan oleh model *topic modelling* untuk melakukan pemetaan dan analisis data.

4.3.2. LDA



Gambar 2. Grafik Hasil Coherence Awal

Gambar di atas menunjukkan grafik nilai koherensi terhadap jumlah topik pada model LDA, dengan jumlah topik yang diuji yaitu 2, 3, dan 4. Nilai koherensi meningkat dari sekitar 0,381 pada 2 topik, menjadi sekitar 0,406 pada 3 topik, dan mencapai nilai tertinggi sekitar 0,436 pada 4 topik. Kenaikan ini menunjukkan bahwa semakin banyak topik yang digunakan, semakin baik model dalam mengelompokkan data secara semantik. Oleh karena itu, jumlah topik sebanyak 4 dipilih sebagai konfigurasi yang paling optimal karena menghasilkan koherensi tertinggi, yang menandakan bahwa topik-topik yang dihasilkan lebih bermakna dan representatif terhadap data ulasan yang dianalisis

4.3.3. Pre-Defined

Agar penentuan aspek tetap berkorelasi dengan sentimen maka wawancara untuk menentukan aspek menggunakan topik-topik yang ada dari LDA. Berikut adalah aspek-aspek yang telah ditentukan beserta dengan kata-kata per topik setelah wawancara, hasil intepresentasi dipetakan 4 topik menjadi 2 aspek. Penyederhanaan ini penting agar analisis aspek tidak terlalu terfragmentasi, sehingga interpretasi sentimen lebih jelas dan mudah dipahami. Pemetaan dari 4 topik menjadi 2 aspek tidak mengurangi kualitas hasil evaluasi, karena pada dasarnya kata-kata yang serupa atau memiliki kedekatan makna dikelompokkan dalam satu kategori yang sama. Justru, penggabungan ini membantu menjaga konsistensi label dan meningkatkan relevansi hasil evaluasi aspek dengan sentimen pengguna.

Tabel 2. Hasil Penentuan Pada Aspek

Topik	Aspek	Kata Per Topik
0	Transaksi	transaksi, mudah, bantu, mobile, kasih, banking, semoga, terima, maju, launching, merdeka, bayar, sms, fitur, tingkat, pulsa, sukses, tambah, lancar, keren
1	Registrasi	mesin, rekening, nomor, lihat, masuk, baru, tolong, salah, registrasi, baik, digit, guna, gagal, depan, pakai, suka, iya, login, otp
2	Registrasi	bagus, daftar, handphone, layan, puas, nasabah, atm, baru, nomor, manfaat, login, banget, ulang, costumer, suruh, registrasi, antri, service, eror, tunggu
3	Transaksi	saldo, admin, cek, coba, proses, launching, buka, tolong, ganggu, koneksi, masuk, bintang, dana, uang, potong, top, up, kali, terang, langsung

Setelah di petakan aspek Transaksi memiliki jumlah ulasan terbanyak, yaitu 574 ulasan, sedangkan aspek Registrasi memperoleh 532 ulasan.

4.4 Labeling Sentimen IndoBERT Awal

Distribusi sentimen positif dan negatif dari pengguna berdasarkan dua aspek utama aplikasi, yaitu Registrasi dan Transaksi. Pada aspek Registrasi, ulasan bersentimen negatif sebanyak 233, sedangkan yang positif 299. Lalu, aspek Transaksi mendapat lebih banyak ulasan positif yakni 408, dan 166 ulasan negatif. Jika di totalkan dari kedua aspek tersebut sentimen positif berjumlah 707, sedangkan negatif sebanyak 399.

4.5 Modeling Evaluation Dataset Awal

Model IndoBERT yang digunakan dalam penelitian ini adalah *dafex/indobert-sentiment-analysis*, yaitu model IndoBERT pralatih yang telah dioptimalkan untuk klasifikasi sentimen Bahasa Indonesia.

Tabel 3. Hasil Epoch dan Validation Loss Aspek Dataset Awal

	Loss 1	Loss 2	Loss 3
Epoch	0.5765	0.3014	0.1525
Validation	0.4391	0.4160	0.4895

Tabel 4. Hasil Evaluasi Aspek Dataset Awal

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
84,68%	84,75%	84,68%	84,65%

Tabel 5. Hasil Epoch dan Validation Loss Sentimen Dataset Awal

	Loss 1	Loss 2	Loss 3
Epoch	0.1305	0.0542	0.0713
Validation	0.0539	0.0334	0.0521

Tabel 6. Hasil Evaluasi Sentimen Dataset Awal

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
97,59%	97,68%	97,59%	97,57%

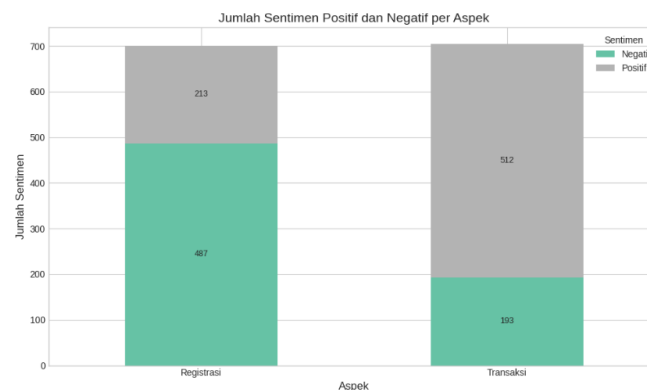
Akurasi yang diperoleh padadata uji memang terlihat cukup tinggi, tetapi jika dicermati bahwa tingginya akurasi tidak selalu berarti model benar-benar generalisasi dengan baik. Pada proses training sebelumnya, validation loss justru meningkat meskipun training loss menurun, yang menjadi indikasi kuat adanya *overfitting*. Hal ini berarti model terlalu menyesuaikan diri dengan pola pada data latih sehingga kehilangan kemampuan untuk beradaptasi dengan data baru .

4.6 Augmentation

Karena data scraping yang dilakukan sudah maksimal, untuk mengatasi ketidak seimbangan kelas pada data sentimen, penulis menggunakan augmentasi teks dengan IndoT5 (*Wikidpedia/IndoT5-base-paraphrase*) pada kelas minoritas. Hasil parafrasa kemudian digabungkan kembali ke dalam dataset asli, dengan total meningkat menjadi 1444 ulasan dari sebelumnya 1176, yang nantinya diharapkan membuat jumlah sentimen negatif lebih mendekati sentimen positif yang nantinya mengatasi *overfitting*. Setelah di augmentasi hasilnya akan melewati tahapan *preprocessing* seperti dataset awal.

4.7 Labeling Sentimen IndoBERT

Distribusi sentimen positif dan negatif dari pengguna berdasarkan dua aspek utama aplikasi, yaitu Registrasi dan Transaksi. Pada aspek Registrasi, ulasan bersentimen negatif sebanyak 487, sedangkan yang positif 213. Lalu, aspek Transaksi mendapat lebih banyak ulasan positif yakni 512, dan 193 ulasan negatif. Jika di totalkan dari kedua aspek tersebut sentimen positif berjumlah 725 yang sebelumnya pada dataset awal sebanyak 707, sedangkan negatif sebanyak 680 dari sebelumnya dataset awal sebanyak 399. Dari hasil augmentasi data pada sentimen negatif bertambah sebanyak 282 data, dan positif sebanyak 18 data, ada 1 data yang dihapus setelah melalui tahapan pembersihan dalam *stopword*. Dari jumlah itu hal ini mengindikasikan dataset cukup seimbang sehingga nantinya pada evaluasi dapat mencegah indikasi *overfitting*.



Gambar 3. Hasil Distribusi Sentimen Terhadap Aspek

4.8 Modeling Evaluation

Tahap pemisahan dataset pada penelitian ini dilakukan dengan cara split data menjadi 80:20, dan juga membagi data menjadi tiga subset utama: train (pelatihan), validation (validasi), dan test (pengujian).

Tabel 7. Hasil Distribusi Aspek dan Sentimen

Aspek	Sentiment
564 (Tansaksi)	565 (positif)
560 (Registrasi)	319 (negatif)

Pada tahap evaluasi aspek, dataset yang sudah dipisahkan ditokenisasi dan dimasukkan ke dalam *DataLoader*. Untuk mengoptimalkan klasifikasi digunakan parameter, *learning rate*= $5e-5$, *batch size*=16, *max sequence length*=128, dan *epoch*=3 .

Tabel 8. Hasil Epoch dan Validation Loss Aspek

	Loss 1	Loss 2	Loss 3
Epoch	0.7436	0.5152	0.2609
Validation	0.5340	0.4008	0.3887

Tabel 9. Evaluasi Aspek IndoBERT

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90,71%	90,71%	90,71%	90,71%

Tabel 10. Hasil Epoch dan Validation Loss Sentimen

	Loss 1	Loss 2	Loss 3
Epoch	0.2115	0.1336	0.0789
Validation	0.2989	0.2373	0.1941

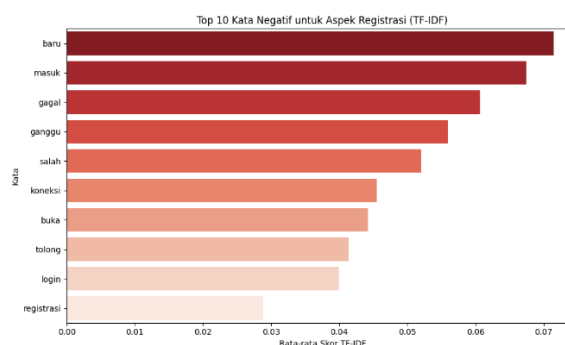
Tabel 11. Evaluasi Sentimen IndoBERT

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
97,86%	97,87%	97,86%	97,86%

Akurasi sebesar 97,86% pada sentimen dan 90,71% pada aspek data uji menunjukkan performa model yang sangat tinggi, ditambah dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang konsisten pada angka yang sama. Konsistensi ini menandakan bahwa model tidak hanya akurat, tetapi juga seimbang dalam mengklasifikasikan tiap kelas. Selain itu, hasil ini didukung oleh tren *training loss* dan *validation loss* yang sama-sama menurun selama proses pelatihan, sehingga dapat disimpulkan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik dari tambahan dataset augmentasi.

4.9 Analisis

Pada analisis ini ada 3 tahapan untuk menemukan topik penting sebagai dasar perbaikan, yang pertama adalah *WordCloud* digunakan untuk menampilkan topik positif dan negatif yang paling sering muncul dari masing-masing aspek. Selanjutnya, TF-IDF, Random Forest dan *Permutation Importance*. Hasilnyayang digunakan adalah tahapan akhir dari frekuensi kemunculan topik dari *Permutation Importance* yang bersentimen negatif mengingat analisis bertujuan sebagai saran perbaikan atau pengembangan.

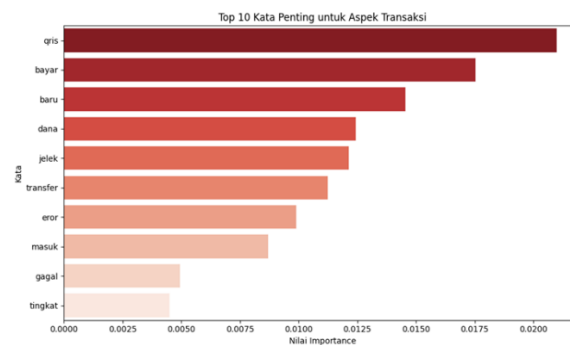


Gambar 4. Hasil Permutation Importance Registrasi

Secara keseluruhan, data dari kata-kata penting ini tidak menunjuk pada satu masalah kecil, melainkan pada kegagalan fungsional yang sistemik dan fundamental pada inti layanan transaksi

aplikasi. Inti masalahnya adalah ketidakandalan (*unreliability*). Pengguna secara konsisten mengalami kegagalan total (gagal, eror) saat mencoba melakukan fungsi paling dasar seperti membayar (bayar), mentransfer dana (transfer), dan khususnya menggunakan QRIS (qris). Pengalaman ini dipersepsikan sebagai kualitas yang buruk (jelek). Dampak paling kritis dari kegagalan ini adalah ketidakpastian dalam pergerakan dana, yang diindikasikan oleh pentingnya kata masuk. Ini menyiratkan bahwa masalah utama pengguna adalah transaksi yang tidak berhasil atau dana yang tidak sampai ke tujuan. Bagi sebuah aplikasi finansial, ini adalah isu yang paling merusak kepercayaan pengguna.

Saran perbaikan/pengembangan selanjutnya adalah pada peningkatan stabilitas dan keandalan (*reliability*) dari seluruh transaksi. Prioritas utama adalah memastikan bahwa setiap transaksi, baik itu melalui QRIS, transfer, atau metode bayar lainnya, dapat berjalan dengan sukses dan tanpa eror.



Gambar 5. Hasil Permutation Importance Transaksi

Inti masalahnya adalah ketidakandalan (*unreliability*) dan tingkat kesulitan yang tinggi pada alur autentikasi. Pengguna cukup sering mengalami kegagalan (ditunjukkan oleh kata gagal, salah, ganggu) saat mencoba melakukan fungsi paling dasar seperti membuat akun (baru) atau bahkan untuk sekadar masuk ke aplikasi (masuk, login). Pengalaman ini dipersepsikan sebagai proses yang sering mengalami gangguan/kesalahan. Dampak paling kritis dari kegagalan ini adalah pengguna sama sekali tidak dapat mengakses layanan inti aplikasi. Bagi sebuah aplikasi, ini adalah isu yang dapat merusak potensi akuisisi dan retensi pengguna sejak interaksi pertama.

Saran perbaikan/pengembangan selanjutnya adalah pada peningkatan stabilitas dan keandalan (*reliability*) dari seluruh alur registrasi dan login. Prioritas utama adalah memastikan bahwa setiap pengguna, baik itu pengguna baru maupun yang sudah ada, dapat masuk ke dalam aplikasi dengan sukses dan tanpa eror

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk menganalisis ulasan aplikasi Betang Mobile. Dengan melalui tahapan *preprocessing* dan pemodelan topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), berhasil diidentifikasi dua aspek utama dari ulasan pengguna, yaitu Transaksi dan Registrasi. Untuk mengatasi keterbatasan data ulasan negatif, penelitian ini menerapkan augmentasi data menggunakan IndoT5, sehingga meningkatkan jumlah ulasan dari 1.176 menjadi 1.406. Model analisis sentimen yang dikembangkan dengan IndoBERT menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan akurasi akhir mencapai 90.7% untuk klasifikasi aspek dan 97.8% untuk klasifikasi sentimen.

Analisis mendalam terhadap ulasan negatif menyimpulkan dua area perbaikan prioritas untuk aplikasi Betang Mobile. Pada aspek Transaksi, pengguna menyoroti perlunya peningkatan stabilitas dan keandalan pada seluruh fitur pembayaran, seperti QRIS dan transfer. Sementara itu, pada aspek Registrasi, ditekankan pentingnya memastikan proses registrasi dan *login* berjalan lancar tanpa kendala bagi pengguna baru maupun lama. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi teknis pada pemrosesan bahasa alami berbahasa Indonesia, tetapi

juga menawarkan rekomendasi yang objektif dan aplikatif untuk pengembangan aplikasi berdasarkan umpan balik nyata dari pengguna.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. R. Putra and D. E. Ratnawati, “Analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi mobile menggunakan naïve bayes berdasarkan ulasan pengguna playstore (studi kasus : Jconnect Mobile),” *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 293–300, 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025127556.
- [2] N. Nuryani and D. Mahayana, “Analisis sentimen berbasis aspek dengan deep learning ditinjau dari sudut pandang filsafat ilmu,” *JUMANJI (Jurnal Masyarakat Informatika Unjani)*, vol. 4, no. 02, pp. 78–94, 2021, doi: 10.26874/jumanji.v4i2.58.
- [3] R. M. Fadhillah, “Analisis sentimen berbasis aspek pada review aplikasi chatgpt menggunakan multinomial naïve bayes,” Fakultas Sains Teknologi, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, Jakarta, 2024. [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/80712> .
- [4] D. Arianto and I. Budi, “Analisis sentimen berbasis aspek dan pemodelan topik pada candi Borobudur dan candi Prambanan,” *MULTINETICS*, vol. 8, no. 2, 2022, doi: 10.32722/multinetics.v8i2.5056.
- [5] D. Ridhwanulah and D. H. Fudholi, “Pemodelan topik pada cuitan tentang penyakit tropis di Indonesia dengan metode latent dirichlet allocation,” *SINUS*, vol. 20, no. 1, 2022, doi: 10.30646/sinus.v20i1.589.
- [6] N. A. Simanjuntak *et al.*, “Research and analysis of IndoBERT hyperparameter tuning in fake news detection,” *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, vol. 13, no. 1, pp. 60–67, 2024, doi: 10.22146/jnteti.v13i1.8532 .