

ANALISIS SENTIMEN DAN RINGKASAN ULASAN APLIKASI ACCESS BY KAI MENGGUNAKAN NUSABERT DAN LLM QWEN3

Muhammad Ilham Arsyam¹, Pipin Widyaningsih², Nurmalitasari³

¹²³Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta

Jln. Bhayangkara No.55, Tipes, Kec. Serengan, Kota Surakarta, Jawa Tengah 57154

¹210101070@mhs.udb.ac.id, ²pipin_widya@udb.ac.id, ³nurmalitasari@udb.ac.id

Abstract

In today's digital age, user reviews on application platforms are a valuable source of information for developers to improve service quality. Sentiment analysis from these reviews require an effective and accurate approach, especially in the context of Indonesian. This study proposes a sentiment analysis and review summary system for the Access by KAI application using the latest natural language processing technology. The methodology applied follows the CRISP-DM stages, starting from collecting review data through Google Play Store web scraping, text preprocessing, to developing classification and summary models. The NusaBERT model is used for sentiment analysis with a data split of 70% training, 15% validation, and 15% testing, while the Qwen3-8B model is used to generate structured abstractive summaries. The developed system is compared with the traditional approach using SVM with TF-IDF feature extraction. The evaluation results show that NusaBERT achieved an accuracy of 90.8% and an F1-score of 81.55%, outperforming the SVM model, which achieved an accuracy of 88.8% and an F1-score of 55.33%. This system successfully identified user sentiment patterns accurately and generated comprehensive summaries in six main categories. The Streamlit-based interface developed allows for intuitive data visualization through pie charts, bar charts, confusion matrices, and word clouds. The findings of this study prove the effectiveness of transformer-based models in understanding the context of the Indonesian language for sentiment analysis, while also providing practical solutions for application developers in efficiently understanding user feedback. The results of this study can be utilized by application developers as a data-driven decision support tool to improve service quality and user experience.

Keywords : *Sentiment Analysis, NusaBERT, Qwen3, Abstractive Summarization, Access by KAI*

Abstrak

Dalam era digital saat ini, ulasan pengguna di platform aplikasi menjadi sumber informasi berharga bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan. Analisis sentimen dari ulasan tersebut memerlukan pendekatan yang efektif dan akurat, terutama dalam konteks bahasa Indonesia. Penelitian ini mengusulkan sistem analisis sentimen dan ringkasan ulasan aplikasi Access by KAI menggunakan teknologi pemrosesan bahasa alami terkini. Metodologi yang diterapkan mengikuti tahapan CRISP-DM, dimulai dari pengumpulan data ulasan melalui web scraping Google Play Store, preprocessing teks, hingga pengembangan model klasifikasi dan ringkasan. Model NusaBERT digunakan untuk analisis sentimen dengan pembagian data 70% latih, 15% validasi, dan 15% uji, sementara model Qwen3-8B dimanfaatkan untuk menghasilkan ringkasan abstraktif yang terstruktur. Sistem yang dikembangkan dibandingkan dengan pendekatan tradisional menggunakan SVM dengan ekstraksi fitur TF-IDF. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa NusaBERT mencapai akurasi 90.8% dan F1-score 81.55%, mengungguli model SVM yang mencapai akurasi 88.8% dan F1-score 55.33%. Sistem ini berhasil mengidentifikasi pola sentimen pengguna secara akurat serta menghasilkan ringkasan yang komprehensif dalam format enam kategori utama. Antarmuka berbasis Streamlit yang dikembangkan memungkinkan visualisasi data yang intuitif melalui pie chart, bar chart, confusion matrix, dan wordcloud. Penelitian ini membuktikan efektivitas model berbasis transformer dalam memahami konteks bahasa Indonesia untuk analisis sentimen, sekaligus

memberikan solusi praktis bagi pengembang aplikasi dalam memahami umpan balik pengguna secara efisien. Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi sebagai pendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna.

Kata kunci : Analisis Sentimen, NusaBERT, Qwen3, Ringkasan Abstraktif, Access by KAI

1. PENDAHULUAN

Sektor transportasi di Indonesia memiliki peran strategis dalam mendukung mobilitas penduduk dan aktivitas ekonomi nasional. PT Kereta Api Indonesia (Persero) sebagai operator utama layanan perkeretaapian telah mengembangkan aplikasi mobile *Access by KAI* sebagai wujud transformasi digital, yang menyediakan fitur pemesanan tiket, *rescheduling* jadwal, pembatalan tiket, hingga *e-boarding pass* [1]. Aplikasi ini dikembangkan untuk memudahkan pelanggan dalam mengakses berbagai layanan, mulai dari pemesanan tiket hingga memperoleh informasi perjalanan secara real-time[2]. Keberhasilan aplikasi ini tidak hanya diukur dari jumlah unduhan, tetapi juga dari kepuasan pengguna yang tercermin dalam ulasan di *Google Play Store*.

Ulasan pengguna menjadi sumber data berharga yang mencerminkan kepuasan atau ketidakpuasan serta memberikan masukan spesifik untuk perbaikan sistem. Analisis sentimen adalah metode yang digunakan untuk menemukan serta menginterpretasikan opini pengguna terhadap topik tertentu berdasarkan informasi yang terkandung dalam teks [3]. Analisis sentimen sebagai teknik pengelompokan ulasan ke dalam kategori positif atau negatif [4] telah diterapkan dalam berbagai penelitian sebelumnya menggunakan metode seperti Word2Vec dan SVM [5], maupun pendekatan berbasis IndoBERT [6]. Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada proses klasifikasi sentimen tanpa mengintegrasikan ringkasan abstraktif untuk merangkum inti permasalahan pengguna secara otomatis. Selain itu, penggunaan model *transformer* berbahasa Indonesia yang dikombinasikan dengan *Large Language Model* (LLM) pada layanan transportasi digital masih relatif terbatas. Metode-metode sebelumnya juga memiliki keterbatasan dalam menangani kompleksitas bahasa Indonesia informal dan variasi ekspresi pengguna. Hal ini berpotensi menimbulkan kesalahan dalam penafsiran, khususnya pada teks dengan tingkat kompleksitas konteks yang tinggi[7].

Penelitian ini mengusulkan integrasi NusaBERT dan Qwen3 sebagai solusi yang lebih

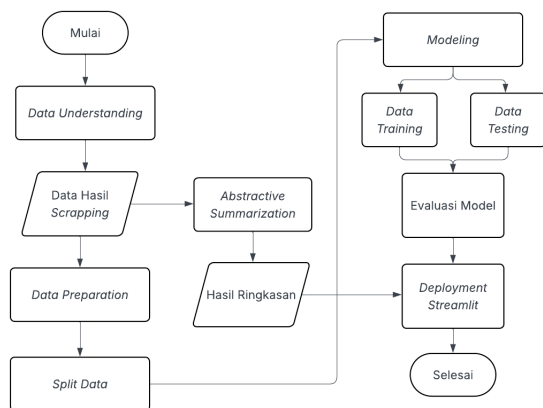
efektif. NusaBERT dipilih karena kemampuannya menghasilkan embedding berbasis konteks yang efektif untuk analisis sentimen bahasa Indonesia[8], sementara Qwen3 digunakan untuk menghasilkan ringkasan abstraktif yang natural dan mendalam. Integrasi kedua teknologi ini diharapkan dapat mengatasi keterbatasan metode sebelumnya dalam menangani fragmentasi informasi dan bahasa lokal yang tidak baku[9].

Penelitian ini bertujuan memberikan wawasan praktis bagi pengembang aplikasi untuk memahami prioritas perbaikan, sekaligus menjadi kontribusi akademis dalam pemanfaatan teknologi AI untuk analisis sentimen dan ringkasan ulasan dalam bahasa Indonesia. Dengan menggabungkan kekuatan embedding kontekstual NusaBERT dan kemampuan generasi teks Qwen3, penelitian ini menjawab kebutuhan akan interpretasi data ulasan yang mendalam dan terarah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Sistem ini dikembangkan berdasarkan tahapan metodologi *CRISP-DM* dengan tujuan utama melakukan analisis sentimen dan merangkum ulasan pengguna aplikasi *Access by KAI* dari Google Playstore. Pertama, sistem akan mengumpulkan data ulasan melalui teknik *web scrapping* atau API resmi seperti *google-play-scraper*. Data yang diambil mencakup teks komentar, nilai rating, serta informasi tambahan seperti tanggal penerbitan ulasan dan versi aplikasi saat itu. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah mengklasifikasikan sentimen ulasan menggunakan model *NusaBERT*. Model ini dirancang untuk memahami konteks kalimat dalam Bahasa Indonesia, memisahkan ulasan menjadi dua kategori: positif (rating 4-5) dan negatif (rating 1-3). Hasil klasifikasi akan dievaluasi dengan menggunakan akurasi, presisi, *recall*, serta *F1-score* sebagai indikator kinerja model.

Selain analisis sentimen, sistem juga mampu membuat ringkasan abstraktif dari ulasan positif dan negatif. Teknologi *Qwen3* sebagai LLM (*Large Language Model*) digunakan untuk mengekstrak pola utama dan tren dari ratusan ulasan, sehingga hasilnya bisa disajikan dalam bentuk kesimpulan yang ringkas namun informatif.



Gambar 1. Flowchart Tahap Penelitian

Antarmuka sistem dibangun dalam bentuk aplikasi web menggunakan framework *Streamlit*, memungkinkan pengguna menavigasi fitur analisis, visualisasi, dan hasil model dengan intuitif melalui dashboard interaktif. Desain ini dirancang agar mudah diakses oleh tim pengembang atau pihak manajemen yang ingin memahami tren ulasan pengguna secara *real-time*.

2.1 Sumber dan Jenis Data

Sumber data dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari ulasan pengguna aplikasi *Access by KAI* pada Google Play Store..

2.2 Metode Pengumpulan Data

Data diperoleh dari ulasan pengguna yang dikumpulkan dengan menggunakan metode scrapping data yaitu *google-play-scraper*.

2.3 Metode Pengembangan Sistem

Desain proses dalam penelitian ini dirancang berdasarkan metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang merupakan kerangka kerja standar dalam pengembangan sistem analisis data. Metodologi ini dipilih karena memberikan panduan yang komprehensif dan iteratif untuk memastikan bahwa proses analisis sentimen dan ringkasan ulasan dapat dilakukan secara sistematis dan terukur.

- 1) Tahap pertama, pemahaman bisnis, mendefinisikan tujuan utama penelitian yaitu menganalisis sentimen ulasan dan menghasilkan ringkasan informatif berdasarkan kebutuhan PT KAI untuk memahami kepuasan pengguna, dengan

parameter kinerja akurasi minimal 80% dan kualitas ringkasan yang dinilai manual.

- 2) Tahap pemahaman data dilakukan dengan mengumpulkan ulasan dari Google Play Store menggunakan *library google-play-scraper*, mencakup teks ulasan, rating bintang, tanggal ulasan, dan metadata lainnya. Analisis awal mengidentifikasi karakteristik ulasan berbahasa Indonesia informal yang kaya akan singkatan dan slang, serta distribusi rating untuk pemberian label sentimen (rating 4-5 sebagai positif, 1-3 sebagai negatif).
- 3) Pada tahap persiapan data, dilakukan serangkaian *preprocessing* termasuk pembersihan data, *case folding*, tokenisasi dengan *nlTK*, penghapusan *stopwords* yang telah disesuaikan, serta *stemming* untuk memperoleh bentuk dasar kata. Kemudian dataset dipisahkan ke dalam data pelatihan (70%), validasi (15%), dan pengujian (15%) menggunakan pendekatan stratifikasi guna mempertahankan proporsi kelas.
- 4) Tahap pemodelan melibatkan pengembangan dua model utama: model analisis sentimen menggunakan *NusaBERT* dengan *fine-tuning* (12 epoch, batch size 16, learning rate 6e-6) dan model ringkasan ulasan menggunakan *Qwen3-8B* dengan template prompt khusus yang menghasilkan ringkasan terstruktur dalam enam kategori. Sebagai pembandingan, juga diimplementasikan model *SVM* dengan ekstraksi fitur *TF-IDF*.
- 5) Evaluasi dilakukan dengan mengukur kinerja model analisis sentimen menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, sementara kualitas ringkasan dinilai berdasarkan relevansi, kejelasan, naturalitas, dan kelengkapan informasi. Tahap terakhir, penyebaran, diwujudkan melalui pengembangan antarmuka berbasis web menggunakan *Streamlit* yang terdiri dari tiga halaman utama: dashboard untuk statistik ulasan, visualisasi untuk grafik dan *wordcloud*, serta analisis model untuk perbandingan kinerja *NusaBERT* dan *SVM*. Pendekatan sistematis ini memastikan pengembangan sistem yang terukur dan menghasilkan output yang dapat diaplikasikan untuk pengambilan keputusan dalam pengembangan aplikasi *Access by KAI*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja model analisis sentimen menggunakan metrik yang relevan. Proses evaluasi dilakukan pada data uji yang tidak pernah dilihat oleh model selama pelatihan.

1) Metrik Evaluasi

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.92	0.98	0.95	621
Positif	0.83	0.58	0.68	129
accuracy			0.91	750
macro avg	0.88	0.78	0.82	750
weighted avg	0.90	0.91	0.90	750

Gambar 2 Hasil Klasifikasi *NusaBERT*

Berdasarkan hasil evaluasi pada data uji sebanyak 750 sampel yang ditunjukkan dalam Tabel 4.5, model *NusaBERT* menunjukkan performa yang baik dengan akurasi 90.8% yang berarti 90.8% dari seluruh prediksi sentimen ulasan aplikasi Access by KAI sesuai dengan label sebenarnya.

Tabel 1 Hasil Metrik Evaluasi Terbaik

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
90.80%	87.58%	77.86%	81.55%

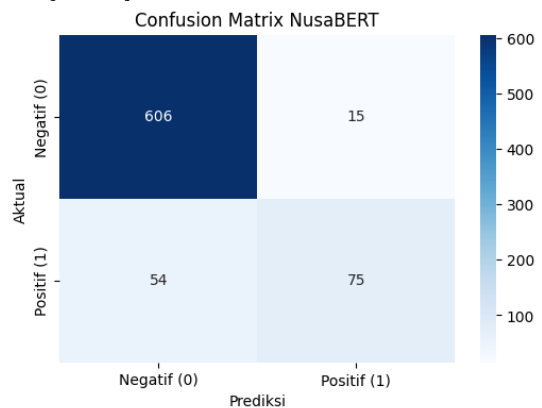
Presisi model mencapai 87.5%, menunjukkan kemampuan model dalam menghindari kesalahan prediksi ulasan negatif sebagai positif. Secara spesifik, untuk kelas negatif presisi mencapai 92% (hanya 54 dari 660 prediksi negatif yang salah), sedangkan untuk kelas positif sebesar 83% (15 dari 90 prediksi positif yang salah).

Recall sebesar 77.8% mengindikasikan kemampuan model dalam mendeteksi ulasan positif yang sebenarnya. Terdapat perbedaan signifikan antar kelas: *recall* kelas negatif sangat tinggi (98%) karena hanya 15 dari 621 ulasan negatif yang terlewat, sedangkan *recall* kelas positif relatif rendah (58%) karena 54 dari 129 ulasan positif tidak terdeteksi dengan benar.

Dengan nilai *F1-score* mencapai 81,5%, yang menggabungkan presisi dan recall, dapat dilihat bahwa model memiliki performa yang cukup seimbang. Perbedaan *F1-score* antar kelas cukup besar (95% untuk negatif vs 68% untuk positif), mengindikasikan model lebih unggul dalam mengidentifikasi ulasan negatif dibandingkan

ulasan positif. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh ketidakseimbangan data (621 ulasan negatif vs 129 ulasan positif), sehingga model cenderung lebih bias terhadap kelas mayoritas. Hasil ini menunjukkan bahwa model efektif dalam mendeteksi sentimen negatif yang kritis bagi pengembangan aplikasi, meskipun perlu peningkatan dalam mendeteksi sentimen positif.

2) Confusion Matrix



Gambar 3. Confusion Matrix *NusaBERT*

Confusion Matrix dalam *NusaBERT* menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif. Pada matriks ini, 606 ulasan negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar (*True Negative*), sedangkan 75 ulasan positif juga terprediksi tepat (*True Positive*). Namun, model mengalami kesalahan pada 15 ulasan negatif yang diprediksi sebagai positif (*False Positive*) dan 54 ulasan positif yang salah dikategorikan sebagai negatif (*False Negative*). Meski demikian tingkat keberhasilan model tetap tinggi terutama dalam menghindari prediksi positif palsu, meskipun kelas positif lebih sedikit dibandingkan negatif. Hasil tersebut menggambarkan bahwa *NusaBERT* mampu memahami konteks dalam bahasa Indonesia dengan baik pada penerapan analisis sentimen, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan akurasi pada kelas minoritas.

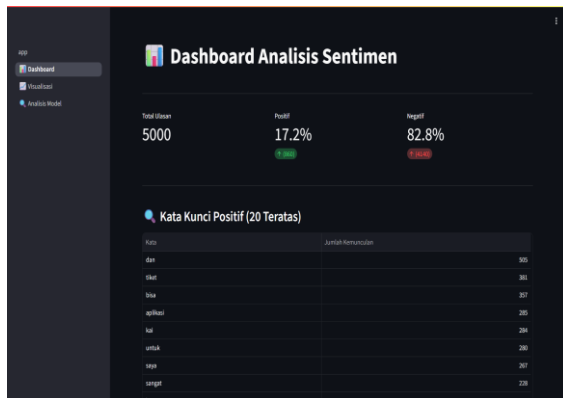
Hasil penelitian menunjukkan bahwa model berbasis transformer seperti *NusaBERT* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memahami konteks bahasa Indonesia dibandingkan pendekatan tradisional berbasis *TF-IDF* dan *SVM*. Temuan ini memperkuat penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa *contextual embedding* mampu menangani variasi bahasa informal, ambigu, dan ekspresi pengguna secara lebih efektif dalam tugas analisis sentimen. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi teoretis terhadap pengembangan metode *NLP*

berbahasa Indonesia, khususnya pada analisis ulasan aplikasi digital.

3.2. Implementasi Antarmuka

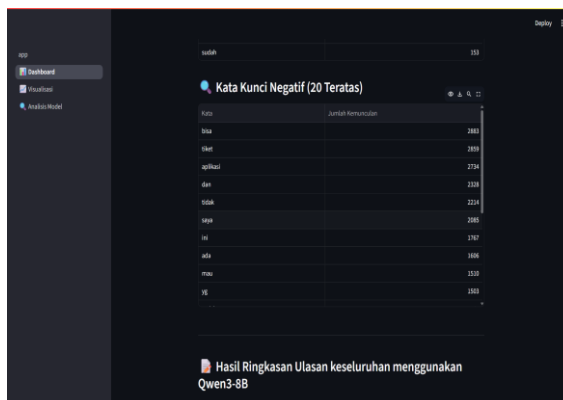
1) Halaman Dashboard

Halaman utama sistem menampilkan statistik keseluruhan ulasan dalam format yang ringkas dan mudah dipahami. Terdapat tiga metrik utama yang ditampilkan dalam bentuk kartu yaitu total keseluruhan ulasan, persentase ulasan positif dengan jumlah datanya, dan persentase ulasan negatif dengan jumlah datanya.



Gambar 4. Dashboard Kolom Statistik Keseluruhan Data

Pada Gambar 4 terdapat 3 poin utama tentang total data dan distribusi data dari sentimen positif serta negatif dalam persentase maupun jumlah data asli.



Gambar 5. Dashboard Kolom Kata Kunci Teratas

Bagian berikutnya menampilkan 20 kata kunci teratas untuk ulasan positif dan negatif dalam bentuk daftar, serta jumlah setiap kemunculannya.

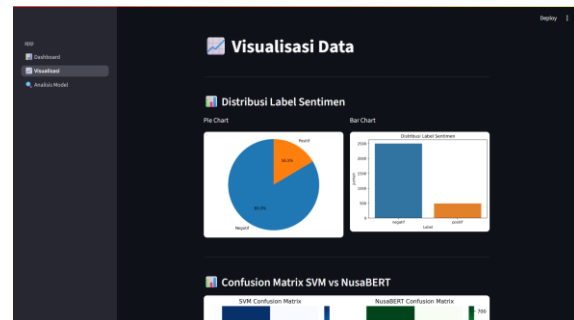


Gambar 6. Dashboard Kolom Hasil Ringkasan Qwen3

Pada Gambar 5 terdapat ringkasan ulasan keseluruhan yang dihasilkan oleh Qwen3 dengan cara memanggil file output yang sudah dibuat dalam bentuk *txt*. Halaman ini dirancang untuk memberikan gambaran cepat mengenai kepuasan pengguna terhadap aplikasi Access by KAI.

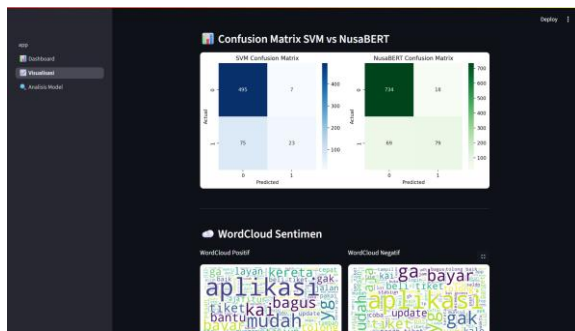
2) Halaman Visualisasi

Halaman dashboard akses pemilik adalah Halaman visualisasi menyajikan data dalam bentuk grafik dan wordcloud yang informatif untuk memudahkan interpretasi oleh pengguna non-teknis.



Gambar 7. Visualisasi Kolom Distribusi Label Sentimen

Pada Gambar 6 memperlihatkan distribusi sentimen ulasan melalui pie chart dan bar chart yang dibangun dengan *Matplotlib* dan *Seaborn*. *Pie chart* menunjukkan proporsi umum ulasan positif dan negatif, sementara *bar chart* menggambarkan jumlah pasti dari kedua kelas tersebut dengan skala vertikal yang jelas. Visualisasi ini dirancang untuk memberikan gambaran cepat tentang kecenderungan sentimen pengguna terhadap aplikasi *Access by KAI*, didukung oleh label dan warna kontras yang meningkatkan kejelasan bagi pengguna non-teknis.

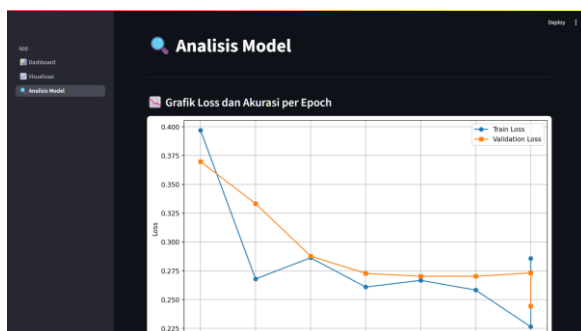


Gambar 8. Visualisasi Kolom Perbandingan Model Dan Wordcloud Sentimen

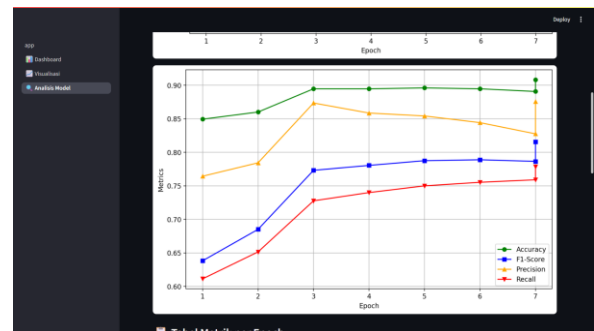
Bagian berikutnya menampilkan perbandingan hasil *confusion matrix* antara model SVM dan NusaBERT dalam bentuk heatmap dengan warna berbeda untuk memudahkan melihat perbedaan tingkat keakuratannya. Selain itu, ada juga *wordcloud* yang menunjukkan kata-kata yang sering muncul pada ulasan positif seperti "cepat" dan "bantuan", serta pada ulasan negatif seperti "ga bayar" dan "update". Pada *wordcloud* ini, kata yang ditampilkan dengan ukuran lebih besar mengindikasikan bahwa kata tersebut muncul lebih banyak dalam ulasan. Dengan tampilan visual seperti ini mempermudah memahami informasi yang sebenarnya cukup rumit hanya dengan melihat gambar saja, tanpa harus membaca data mentahnya.

3) Halaman Analisis Model

Halaman analisis model ditujukan untuk pengguna yang ingin melihat detail kinerja model. Terdapat grafik *loss* dan metrik evaluasi per *epoch*, tabel metrik evaluasi yang dapat diurutkan dan difilter, serta perbandingan kinerja antara model NusaBERT dan SVM dalam bentuk *grouped bar chart*. Halaman ini dirancang untuk memberikan informasi teknis yang lengkap namun tetap mudah dipahami oleh pengguna non-teknis.

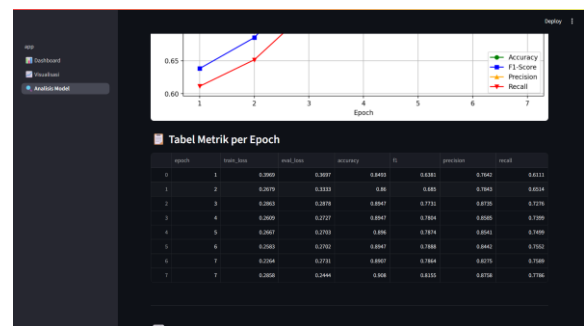


Gambar 9. Analisis Model Kolom Loss Dengan Diagram Garis



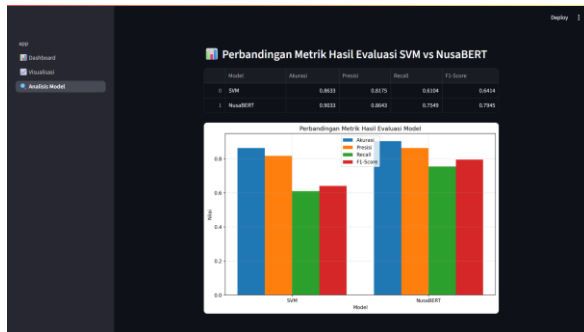
Gambar 10. Analisis Model Kolom Akurasi Dengan Diagram Garis

Pada bagian ini ditampilkan dua grafik garis (*line chart*) dengan visualisasi yang disajikan pada Gambar 8 dan Gambar 9. Grafik atas menunjukkan perubahan *training loss* (garis orange) dan *validation loss* (garis biru) sepanjang epoch, dengan sumbu X sebagai jumlah *epoch* dan sumbu Y sebagai nilai *loss*. Grafik bawah menggambarkan perkembangan akurasi (garis hijau), *F1-score* (garis kuning), presisi (garis biru), dan *recall* (garis merah) selama pelatihan. Kedua grafik menggunakan desain sederhana dengan label sumbu yang jelas, memberikan gambaran visual tentang kinerja model NusaBERT selama proses training.



Gambar 11. Analisis Model Kolom Tabel Metrik Epoch

Pada Gambar 10, terdapat tabel yang menyajikan data metrik evaluasi model secara numerik, termasuk kolom *epoch*, *train_loss*, *eval_loss*, *accuracy*, *f1-score*, *precision*, dan *recall*. Setiap baris merepresentasikan hasil pelatihan pada satu epoch tertentu. Tabel dirancang dengan format rapi, menggunakan warna kontras untuk header dan seluruh data, memudahkan pengguna dalam membandingkan nilai metrik secara detail tanpa kehilangan kejelasan.



Gambar 12. Analisis Model Kolom Perbandingan Metrik SVM dan NusaBERT

Bagian ini terdiri dari dua komponen: tabel dan grafik batang. Pada tabel membandingkan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* antara model SVM dan *NusaBERT*. Grafik batang di bawahnya menggunakan warna berbeda untuk masing-masing metrik (biru: akurasi, kuning: presisi, hijau: *recall*, merah: *F1-score*) untuk memvisualisasikan perbedaan kinerja kedua model secara langsung. Dengan label sumbu dan legenda yang jelas memastikan informasi mudah dipahami oleh pengguna.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian terkait analisis sentimen dan peringkasan ulasan aplikasi *Access by KAI* menggunakan model *NusaBERT* dan *LLM Qwen3*, diperoleh beberapa kesimpulan utama sebagai berikut.:

- Sistem analisis sentimen yang dikembangkan menggunakan model *NusaBERT* berhasil mengklasifikasikan ulasan pengguna dengan akurasi mencapai 90.8% pada data uji, melampaui performa model SVM dengan ekstraksi fitur TF-IDF yang hanya mencapai akurasi 88.8%. Analisis lebih mendalam menunjukkan bahwa *NusaBERT* memiliki keunggulan signifikan dalam mendeteksi ulasan positif dengan *recall* sebesar 58% dibandingkan SVM yang hanya 40%, membuktikan kemampuan model berbasis transformer dalam memahami nuansa kontekstual bahasa Indonesia yang kompleks. Perbedaan kinerja ini menegaskan hipotesis awal bahwa *Large Language Model* berbasis transformer lebih efektif untuk tugas analisis sentimen dalam bahasa Indonesia dibandingkan pendekatan tradisional.
- Sistem ringkasan ulasan yang dibangun dengan memanfaatkan model *Qwen3-8B* berhasil menghasilkan ringkasan yang terstruktur dan komprehensif dari ribuan

ulasan pengguna dalam format enam kategori utama yaitu masalah pembayaran & transaksi, gangguan teknis, kebijakan & sistem aplikasi, pelayanan pelanggan, umpan balik positif & harapan, serta rekomendasi. Proses chunking dan ringkasan bertahap yang diterapkan memastikan bahwa informasi penting tidak hilang meskipun model memiliki keterbatasan panjang konteks.

- Implementasi sistem berbasis web menggunakan *Streamlit* telah memenuhi kebutuhan fungsional dengan baik, seperti terbukti dari hasil pengujian *black box* yang menunjukkan semua kasus uji berjalan sesuai spesifikasi dan kebutuhan yang telah ditetapkan. Tampilan dashboard yang intuitif dengan visualisasi data yang informatif (*wordcloud*, *bar chart*, *pie chart*, dan *confusion matrix*) memudahkan pengguna dalam memahami tren sentimen dan pola utama dari ulasan pengguna.

4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terdapat sejumlah rekomendasi yang dapat dijadikan pertimbangan untuk pengembangan selanjutnya, antara lain:

- Pengembangan sistem dapat diperluas dengan menambahkan analisis aspek-sentimen untuk mengidentifikasi sentimen spesifik terhadap fitur aplikasi *Access by KAI*, seperti fitur pembelian tiket atau kecepatan respons sistem, sehingga memberikan insight yang lebih detail untuk pengembangan aplikasi.
- Mengingat keterbatasan sumber daya komputasi yang terlihat dari masalah instalasi *library* dan *dependency*, disarankan mengeksplorasi model yang lebih ringan seperti *DistilBERT* Indonesia atau melakukan *quantization* pada model *NusaBERT* untuk meningkatkan efisiensi tanpa mengorbankan kualitas analisis secara signifikan.
- Memperluas cakupan data dengan mengumpulkan ulasan dari platform lain selain *Google Play Store*, sehingga analisis yang dihasilkan lebih komprehensif dan representatif terhadap berbagai segmen pengguna.

Daftar Pustaka:

- [1] G. Radiena and A. Nugroho, "ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA ULASAN APLIKASI KAI ACCESS MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," *JUKANTI*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, Apr. 2023, doi: 10.37792/jukanti.v6i1.836.
- [2] N. Sari, A. D. Megasari, and K. Zaman, "Manajemen Layanan Pelanggan melalui Aplikasi Access by KAI di Stasiun Probolinggo," vol. 6, 2025.
- [3] M. Iqbal Zakasih and W. Tri Handoko, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITTER TENTANG NFT (NON FUNGIBLE TOKEN) DENGAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER," *JIRE*, vol. 5, no. 2, pp. 221–229, Nov. 2022, doi: 10.36595/jire.v5i2.694.
- [4] E. Suryati and A. A. Aldino, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *JURNAL TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI*, vol. 4, no. 1, 2023.
- [5] R. Damanhuri and V. A. Husein, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Access by KAI Berbahasa Indonesia Menggunakan Word-Embedding dan Classical Machine Learning," *JMASIF*, vol. 15, no. 2, pp. 97–106, Nov. 2024, doi: 10.14710/jmasif.15.2.62383.
- [6] A. Wirayudha, M. Murniyati, and R. Rosdiana, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Access By KAI Pada Google Play Store Menggunakan Metode Indobert," *PRINSIP*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, Jan. 2025, doi: 10.59696/prinsip.v3i1.69.
- [7] Haeni Budiati, K. J. D. Lase, and Victor Crisman Mendrofa, "ANALISIS CALON BUPATI SLEMAN PADA PILKADA 2024 DENGAN MENGGUNAKAN NATURAL LANGUAGE PROCESSING DAN FUZZY LOGIC," *JIRE*, vol. 7, no. 2, pp. 334–342, Nov. 2024, doi: 10.36595/jire.v7i2.1307.
- [8] W. Wongso, D. S. Setiawan, S. Limcorn, and A. Joyoadikusumo, "NusaBERT: Teaching IndoBERT to be Multilingual and Multicultural," Mar. 04, 2024, *arXiv*: arXiv:2403.01817. doi: 10.48550/arXiv.2403.01817.
- [9] M. Zhang, G. Zhou, W. Yu, N. Huang, and W. Liu, "A Comprehensive Survey of Abstractive Text Summarization Based on Deep Learning," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, pp. 1–21, Aug. 2022, doi: 10.1155/2022/7132226.
- [10] R. K. Wardana, N. Cahyono, U. A. Saputro, A. H. Negoro, and N. Aini, "IMPLEMENTASI ALGORITMA SVM DAN OPTIMASI MENGGUNAKAN KOMPARASI N-GRAM DAN GLOVE PADA SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI ACCESS BY KAI," vol. 9, no. 2, 2025.
- [11] "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Access by KAI Berbahasa Indonesia Menggunakan Word-Embedding dan Classical Machine Learning | Damanhuri | Jurnal Masyarakat Informatika." Accessed: May 23, 2025. [Online]. Available: <https://ejournal.undip.ac.id/index.php/jmasif/article/view/62383>
- [12] N. A. Jiana and B. Hartono, "Sentimen Analisa Ulasan Aplikasi Access by KAI pada Google Play Store menggunakan Algoritma K-NN," *mib*, vol. 8, no. 3, p. 1388, July 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7730.
- [13] E. C. Sukmawati, L. Suryaningrum, D. Angelica, and N. G. Ramadhan, "Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan Model Bidirectional Encoder Representations From Transformers (BERT)," *SisInfo*, vol. 6, no. 2, pp. 76–85, Aug. 2024, doi: 10.37278/sisinfo.v6i2.934.
- [14] T. Walasary, "Survey Paper tentang Analisis Sentimen," *KONSTELASI*, vol. 2, no. 1, Apr. 2022, doi: 10.24002/konstelasi.v2i1.5378.
- [15] A. Wiradinata and V. Mawardi, "Abstractive Text Summarization Berita Bahasa Indonesia Menggunakan Retrieval-Augmented Generation," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 13, Jan. 2025, doi: 10.24912/jiksi.v13i1.32861.