

Eksplorasi Persepsi Pengguna Aplikasi Gojek Menggunakan Model RoBERTa pada Data Ulasan Google Play Store

Diana Tri Asih¹, Revita Agustin², Fajar Juis Nurhuda³ dan Nurirwan Saputra⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹dianatriasih4@gmail.com, ²rereupy@gmail.com, ³fajarjuis1612004@gmail.com, ⁴nurirwan@upy.ac.id

Abstrak - Aplikasi Gojek merupakan salah satu platform super-app terbesar di Indonesia yang menyediakan layanan transportasi, pengiriman makanan, dan pembayaran digital dengan jutaan pengguna aktif. Tingginya jumlah pengguna tercermin dari banyaknya ulasan pada Google Play Store yang mengandung opini dan pengalaman pengguna terkait kepuasan maupun keluhan terhadap layanan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan aplikasi Gojek menggunakan model RoBERTa berbasis bahasa Indonesia (indonesian-roberta-base) dengan pendekatan fine-tuning untuk klasifikasi tiga kelas sentimen, yaitu negatif, netral, dan positif. Data dikumpulkan melalui scraping Google Play Store sebanyak 25.000 ulasan, kemudian dilakukan preprocessing meliputi case folding, pembersihan noise, normalisasi slang, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis berdasarkan rating pengguna, yaitu rating 1–2 sebagai negatif, rating 3 sebagai netral, dan rating 4–5 sebagai positif. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas pada kelas netral, diterapkan class weighting pada fungsi loss CrossEntropyLoss selama pelatihan. Dataset berjumlah 9.960 sampel dibagi dengan rasio 80:20 menggunakan stratified split. Model di-fine-tune selama 3 epoch dengan optimizer AdamW, learning rate $2e-5$, dan batch size 32. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 77,76%, dengan performa terbaik pada kelas positif (F1-score 0,87) dan kelas negatif (F1-score 0,81), sementara kelas netral menunjukkan performa terendah (F1-score 0,22) akibat ambiguitas linguistik. Hasil ini menunjukkan bahwa model RoBERTa efektif untuk analisis sentimen ulasan aplikasi berbahasa Indonesia, namun memerlukan strategi pelabelan dan augmentasi data yang lebih baik untuk meningkatkan performa kelas netral.

Kata Kunci - Analisis Sentimen, RoBERTa, Google Play Store, Ulasan Aplikasi, Fine-tuning.

Abstract - Gojek is one of the largest super-app platforms in Indonesia, providing transportation, food delivery, and digital payment services with millions of active users. The large user base is reflected in the volume of reviews on the Google Play Store, which contain opinions and experiences regarding user satisfaction and complaints. This study aims to analyze the sentiment of Gojek application reviews using an Indonesian-based RoBERTa model (indonesian-roberta-base) with a fine-tuning approach for three-class sentiment classification: negative, neutral, and positive. Data were collected by scraping 25,000 reviews from the Google Play Store, followed by preprocessing steps including case folding, noise removal, slang normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. Sentiment labeling was performed automatically based on user ratings, where ratings 1–2 were classified as negative, rating 3 as neutral, and ratings 4–5 as positive. To address class imbalance in the neutral class, class weighting was applied to the CrossEntropyLoss function during training. The final dataset of

9,960 samples was split at an 80:20 ratio using stratified split. The model was fine-tuned for 3 epochs using the AdamW optimizer, a learning rate of $2e-5$, and a batch size of 32. Evaluation results showed an accuracy of 77.76%, with the best performance on the positive class (F1-score 0.87) and negative class (F1-score 0.81), while the neutral class showed the lowest performance (F1-score 0.22) due to linguistic ambiguity. These results indicate that the RoBERTa model is effective for sentiment analysis of Indonesian-language application reviews, but requires better labeling strategies and data augmentation to improve neutral class performance.

Keywords - Sentiment Analysis, RoBERTa, Google Play Store, Application Review, Fine-tuning.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong pertumbuhan pesat platform layanan berbasis aplikasi mobile di Indonesia, salah satunya adalah Gojek. Gojek merupakan platform super-app yang menyediakan berbagai layanan mulai dari transportasi roda dua dan roda empat, pengiriman makanan, pengiriman barang, hingga pembayaran digital, yang telah digunakan oleh jutaan pengguna di seluruh Indonesia [1]. Sebagai salah satu aplikasi dengan basis pengguna terbesar di Indonesia, Gojek secara rutin menerima jutaan ulasan dari penggunanya melalui platform distribusi aplikasi Google Play Store. Ulasan tersebut tidak hanya berupa angka rating, tetapi juga teks bebas yang mengandung opini, pengalaman, kepuasan, maupun keluhan pengguna terhadap berbagai aspek layanan, seperti ketepatan waktu, kualitas mitra pengemudi, sistem pembayaran, hingga stabilitas aplikasi [2]. Informasi tekstual ini merupakan sumber data yang sangat berharga apabila dapat diolah secara sistematis, karena dapat dimanfaatkan oleh pengembang untuk mengevaluasi kualitas layanan, mengidentifikasi titik-titik permasalahan, serta merancang strategi perbaikan produk secara berkelanjutan.

Permasalahannya, volume ulasan yang sangat besar dan terus bertambah setiap harinya membuat proses identifikasi opini pengguna secara manual menjadi tidak efisien, memakan waktu, dan rawan bias subjektif dari pembaca. Diperlukan suatu metode otomatis yang dapat mengklasifikasikan kecenderungan opini pengguna ke dalam kategori tertentu secara cepat dan konsisten. Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan dalam bidang Natural Language Processing (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini dalam teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral [3].

Pendekatan ini telah banyak diterapkan pada berbagai domain, termasuk ulasan aplikasi mobile, dan menjadi salah satu solusi efektif untuk mengolah data tekstual berskala besar.

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi Gojek menggunakan beragam metode pembelajaran mesin konvensional, di antaranya Naïve Bayes [1], [4], kombinasi Support Vector Machine dan Random Forest [5], [6], Convolutional Neural Network [7], serta kombinasi KNN, Naïve Bayes, dan SVM berbasis data App Store [8]. Penelitian lain juga menerapkan Naïve Bayes pada data ulasan dari platform Twitter [9] dan kombinasi Naïve Bayes dengan BiGRU untuk meningkatkan akurasi klasifikasi [10]. Meskipun metode-metode berbasis machine learning konvensional tersebut telah menunjukkan hasil yang cukup baik, metode tersebut umumnya masih memiliki keterbatasan dalam memahami konteks kalimat, hubungan antar kata, serta semantik bahasa Indonesia yang kompleks, khususnya pada kalimat dengan struktur informal, slang, maupun negasi.

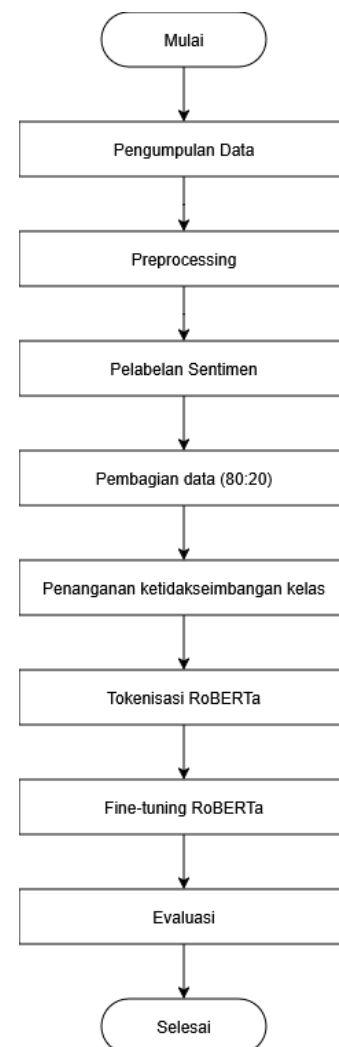
Pendekatan berbasis transformer seperti IndoBERT telah menunjukkan performa yang unggul dalam tugas analisis sentimen berbasis aspek pada teks berbahasa Indonesia dibandingkan metode konvensional, karena kemampuannya dalam menangkap representasi konteks kata secara dua arah (bidirectional) [11]. Salah satu varian model transformer yang banyak digunakan dan menunjukkan performa kompetitif adalah RoBERTa (Robustly Optimized BERT Pretraining Approach), yang merupakan hasil penyempurnaan dari arsitektur BERT dengan strategi pra-pelatihan yang lebih optimal. Model RoBERTa telah terbukti efektif untuk analisis sentimen pada berbagai domain teks berbahasa Indonesia, seperti ulasan aplikasi Google Play Store secara umum [12], serta ulasan aplikasi Info BMKG [13]. Penelitian lain juga menunjukkan efektivitas RoBERTa pada ulasan thread Google Play Store [14], ulasan aplikasi CapCut [15], ulasan GoPay menggunakan varian IndoELECTRA [16], serta penerapannya pada ranah teks berbahasa Indonesia lainnya seperti komentar publik di media sosial dan teks dokumenter [17], [18], [19], [20].

Meskipun penelitian tentang analisis sentimen ulasan Gojek telah banyak dilakukan, sebagian besar studi tersebut masih berfokus pada metode machine learning konvensional, sedangkan penelitian yang secara spesifik menerapkan model RoBERTa berbasis bahasa Indonesia dengan pendekatan fine-tuning untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Gojek pada Google Play Store masih terbatas. Selain itu, sebagian besar penelitian terdahulu belum secara mendalam membahas permasalahan ketidakseimbangan kelas, khususnya pada kelas netral, yang secara empiris merupakan kelas dengan jumlah data paling sedikit dan paling ambigu untuk dikenali. Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini dibatasi pada klasifikasi sentimen tiga kelas (negatif, netral, dan positif) terhadap ulasan aplikasi Gojek pada Google Play Store dengan menggunakan model indonesian-roberta-base yang di-fine-tune, disertai penerapan teknik class weighting untuk menangani ketidakseimbangan kelas. Penelitian ini

bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi Gojek pada Google Play Store menggunakan model RoBERTa serta mengevaluasi performa model pada masing-masing kelas sentimen. Manfaat dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi referensi bagi pengembangan metode analisis sentimen berbasis transformer pada teks berbahasa Indonesia, sekaligus memberikan masukan bagi pengembang aplikasi dalam memahami persepsi pengguna terhadap layanan Gojek secara lebih akurat.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan model RoBERTa untuk klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Gojek pada Google Play Store. Alur penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1, yang terdiri dari delapan tahapan utama yaitu pengumpulan data, preprocessing, pelabelan sentimen, pembagian data, penanganan ketidakseimbangan kelas, tokenisasi RoBERTa, fine-tuning RoBERTa, dan evaluasi model.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

Penjelasan lebih rinci mengenai setiap tahapan penelitian diuraikan pada subbab berikut.

A. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan menggunakan library google-play-scraper dengan parameter bahasa Indonesia, negara Indonesia, dan pengurutan terbaru. Total 25.000 ulasan berhasil dikumpulkan dari aplikasi Gojek dengan package name com.gojek.app [14].

B. Preprocessing

Preprocessing dilakukan melalui tahapan case folding, pembersihan noise, normalisasi slang menggunakan kamus yang dikembangkan secara manual, tokenisasi menggunakan NLTK, stopword removal menggunakan Sastrawi dengan mempertahankan kata "tidak", dan stemming menggunakan Sastrawi Stemmer [12]. Ulasan dengan kurang dari tiga kata dan data duplikat dihapus sebelum proses dimulai [3].

C. Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis berdasarkan rating yang diberikan pengguna pada saat menulis ulasan. Rating 1–2 diklasifikasikan sebagai sentimen negatif, rating 3 sebagai sentimen netral, dan rating 4–5 sebagai sentimen positif [13]. Pendekatan pelabelan berbasis rating ini dipilih karena efisien untuk diterapkan pada data berskala besar tanpa memerlukan anotasi manual [3], [12].

D. Pembagian Data

Setelah melalui proses preprocessing dan sampling, dataset akhir berjumlah 9.960 sampel dibagi dengan rasio 80:20 menggunakan teknik stratified split untuk menjaga proporsi setiap kelas tetap seimbang pada data latih dan data uji [13], [15]. Pembagian ini menghasilkan 7.968 data latih dan 1.992 data uji.

E. Penanganan Ketidakseimbangan Kelas

Distribusi awal kelas pada dataset menunjukkan ketidakseimbangan yang signifikan, khususnya pada kelas netral yang memiliki jumlah data jauh lebih kecil dibandingkan kelas negatif dan positif [13]. Untuk mengatasi hal tersebut, diterapkan teknik class weighting menggunakan fungsi compute_class_weight dengan parameter balanced, yang kemudian diterapkan pada fungsi loss CrossEntropyLoss selama proses pelatihan model [15], [19]. Teknik ini memberikan bobot lebih besar pada kelas minoritas sehingga model dipaksa untuk memberikan perhatian lebih besar terhadap kesalahan klasifikasi pada kelas tersebut.

F. Tokenisasi RoBERTa

Setiap teks ulasan dikonversi ke dalam format input numerik menggunakan tokenizer dari model indonesian-roberta-base [12]. Proses tokenisasi dilakukan dengan panjang maksimal 128 token, dengan parameter padding max_length dan truncation diaktifkan, untuk memastikan seluruh input memiliki panjang yang seragam sehingga dapat diproses secara batch oleh model [13], [20].

G. Fine-tuning RoBERTa

Model indonesian-roberta-base di-fine-tune untuk tugas klasifikasi tiga kelas sentimen dengan konfigurasi optimizer AdamW, learning rate sebesar $2e-5$, ukuran batch sebanyak 32, dan dilatih selama 3 epoch [12]. Pemilihan hyperparameter tersebut didasarkan pada praktik umum fine-tuning model berbasis transformer untuk tugas klasifikasi teks berskala menengah [11], [20].

H. Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Metode evaluasi yang digunakan meliputi confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score [12], [13].

Accuracy digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data pengujian [15].

Persamaan accuracy dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Dengan TP merupakan jumlah prediksi benar pada kelas positif, TN merupakan jumlah prediksi benar pada kelas negatif, FP merupakan jumlah prediksi positif yang salah, dan FN merupakan jumlah prediksi negatif yang salah.

Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memberikan prediksi positif [19].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Dengan TP merupakan jumlah prediksi benar pada kelas positif dan FP merupakan jumlah prediksi positif yang salah.

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar pada suatu kelas [19].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Dengan TP merupakan jumlah prediksi benar pada kelas positif dan FN merupakan jumlah prediksi negatif yang salah.

F1-score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall [20].

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Dengan Precision merupakan nilai ketepatan prediksi dan Recall merupakan nilai kelengkapan prediksi model.

Selain menggunakan metrik evaluasi tersebut, penelitian ini juga memanfaatkan confusion matrix untuk melihat distribusi hasil klasifikasi pada masing-masing kelas sentimen sehingga dapat diketahui kelas mana yang paling mudah maupun paling sulit dikenali oleh model RoBERTa [12], [14].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengumpulan dan Distribusi Data

Proses scraping berhasil mengumpulkan 25.000 ulasan aplikasi Gojek dari Google Play Store. Setelah melalui tahap preprocessing yang meliputi pembersihan noise, penghapusan duplikat, dan penghapusan ulasan dengan kurang dari tiga kata, diperoleh 16.039 data bersih. Dari jumlah tersebut, dilakukan sampling dengan memperbanyak proporsi kelas netral guna mengurangi tingkat ketidakseimbangan kelas, sehingga diperoleh 9.960 sampel akhir yang digunakan dalam penelitian ini. Distribusi kelas pada sampel akhir ditunjukkan pada Tabel 1, yang memperlihatkan perbandingan jumlah data pada masing-masing kelas sentimen setelah proses sampling dilakukan.

Tabel 1. Distribusi Kelas Sentimen pada Sampel

Kelas	Jumlah	Presentase
Negatif	4.500	45,18%
Netral	960	9,64%
Positif	4.500	45,18%
Total	9.960	100%

Berdasarkan Tabel 1, ketidakseimbangan kelas terutama terlihat pada kelas netral yang hanya mencakup 9,64% dari total sampel, jauh lebih kecil dibandingkan kelas negatif dan positif yang masing-masing mencapai 45,18%. Untuk menangani hal tersebut, diterapkan class weighting dengan bobot negatif 0,74, netral 3,46, dan positif 0,74 pada fungsi loss selama proses pelatihan.

B. Hasil Fine-tuning RoBERTa

Proses fine-tuning dilakukan selama 3 epoch dan menghasilkan penurunan nilai loss yang konsisten pada setiap epoch, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2 yang memuat nilai loss pada setiap tahapan pelatihan model.

Tabel 2. Nilai Loss per Epoch

Epoch	Loss
1	0,7007
2	0,5717
3	0,4833

Penurunan loss yang konsisten dari epoch 1 hingga epoch 3 menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola sentimen dari data latih dengan baik. Nilai loss mengalami penurunan sebesar 0,1290 dari epoch 1 ke epoch 2, dan sebesar 0,0884 dari epoch 2 ke epoch 3, dengan total penurunan sebesar 0,2174 sepanjang proses pelatihan. Laju penurunan yang melambat pada epoch terakhir mengindikasikan bahwa model mulai mendekati konvergensi, tanpa indikasi overfitting yang signifikan pada rentang pelatihan tersebut.

C. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan pada data uji yang berjumlah 1.992 sampel dan menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 77,76%. Hasil confusion matrix ditunjukkan pada Gambar 2, yang memperlihatkan bahwa model berhasil

mengklasifikasikan 759 dari 900 ulasan negatif, 44 dari 192 ulasan netral, dan 746 dari 900 ulasan positif secara benar, sedangkan nilai precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas ditunjukkan pada Tabel 3.



Gambar 2. Confusion Matrix Model RoBERTa

Tabel 3. Classification Report Model RoBERTa

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0,78	0,84	0,81	900
Netral	0,21	0,23	0,22	192
Positif	0,91	0,83	0,87	900
Accuracy			0,7776	1.992

Berdasarkan Tabel 3, model menunjukkan performa yang baik pada kelas negatif dengan F1-score 0,81 dan kelas positif dengan F1-score 0,87. Sebaliknya, kelas netral menunjukkan performa paling rendah dengan F1-score hanya 0,22, meskipun telah diterapkan teknik class weighting dengan bobot sebesar 3,46 pada kelas tersebut. Hal ini diperkuat oleh Gambar 2 yang menunjukkan bahwa sebanyak 122 dari 192 data netral salah diklasifikasikan sebagai negatif, mengindikasikan bahwa ulasan berrating 3 secara linguistik cenderung menyerupai ulasan negatif.

D. Pembahasan

Model RoBERTa berbasis bahasa Indonesia berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Gojek dengan akurasi sebesar 77,76%. Performa model bervariasi cukup signifikan antar kelas, di mana kelas negatif dan positif menunjukkan hasil yang baik dengan F1-score masing-masing 0,81 dan 0,87, sementara kelas netral menghasilkan F1-score terendah sebesar 0,22. Hasil ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang juga melaporkan kesulitan model berbasis transformer dalam mengenali kelas netral pada data ulasan aplikasi [12], [13].

Penerapan class weighting dengan bobot 3,46 pada kelas netral bertujuan agar model memberikan perhatian lebih besar pada kelas minoritas selama pelatihan. Meskipun demikian, performa kelas netral tetap rendah. Berdasarkan hasil confusion matrix pada Gambar 2, sebanyak 122 dari 192 data netral salah diklasifikasikan sebagai negatif. Hal ini mengindikasikan bahwa secara linguistik, ulasan berrating 3 cenderung menyerupai pola penulisan ulasan negatif sehingga sulit dibedakan oleh model [17], [12].

Ambiguitas tersebut berkaitan erat dengan keterbatasan pendekatan pelabelan berbasis rating, di mana rating 3 tidak selalu mencerminkan sentimen netral secara linguistik. Pengguna yang memberikan rating 3 seringkali tetap menuliskan keluhan dalam ulasannya, misalnya terkait gangguan teknis ringan atau ketidaksesuaian ekspektasi, sehingga konten teks lebih condong ke arah sentimen negatif meskipun nilai rating menunjukkan posisi tengah [13], [20]. Selain itu, jumlah data pada kelas netral yang jauh lebih kecil dibandingkan dua kelas lainnya turut membatasi kemampuan model dalam mempelajari pola bahasa yang representatif untuk kelas tersebut, meskipun telah dilakukan oversampling pada tahap penyusunan dataset.

Temuan ini menjadi catatan penting bagi penelitian analisis sentimen berbasis rating selanjutnya, khususnya untuk aplikasi berbahasa Indonesia, bahwa diperlukan strategi pelabelan yang lebih representatif agar kelas netral dapat dikenali dengan lebih akurat [2]. Secara umum, hasil penelitian ini menegaskan bahwa model RoBERTa berbasis bahasa Indonesia tetap menjadi pendekatan yang efektif untuk klasifikasi sentimen pada kelas dengan distribusi data yang seimbang, namun memerlukan penanganan tambahan pada kelas dengan distribusi data yang minoritas dan ambigu secara linguistik.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan model indonesian-roberta-base dengan pendekatan fine-tuning untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Gojek pada Google Play Store menjadi tiga kelas, yaitu negatif, netral, dan positif. Model yang dilatih selama 3 epoch dengan optimizer AdamW, learning rate $2e-5$, dan batch size 32 menghasilkan akurasi sebesar 77,76% dengan F1-score kelas negatif 0,81 dan kelas positif 0,87. Temuan utama penelitian ini menunjukkan bahwa kelas netral menghasilkan F1-score terendah sebesar 0,22 meskipun telah diterapkan class weighting dengan bobot 3,46, yang mengindikasikan adanya ambiguitas linguistik pada ulasan berrating 3 di mana pengguna cenderung menuliskan keluhan meskipun memberikan rating tengah. Keterbatasan penelitian ini terletak pada penggunaan rating sebagai dasar pelabelan sentimen yang tidak selalu mencerminkan makna sebenarnya dalam teks ulasan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi metode pelabelan yang lebih akurat seperti anotasi manual atau aspect-based sentiment analysis, serta mempertimbangkan augmentasi data dan optimasi model transformer lainnya untuk meningkatkan performa klasifikasi pada kelas netral.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. D. Indarwati and H. Februariyanti, "Analisis Sentimen Terhadap Kualitas Pelayanan Aplikasi Gojek Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 10, no. 1, Mar. 2023, doi: 10.35957/jatisi.v10i1.2643.
- [2] R. A. Rahman, V. H. Pranatawijaya, and N. N. K. Sari, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Gojek," *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 70–82, Jun. 2024, doi: 10.24002/konstelasi.v4i1.8922.
- [3] A. Prasetya, N. Ramadha, F. Firmansyah, and J. T. Kumalasari, "Analisis Sentimen Ulasan Gojek pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, vol. 8, no. 4, pp. 2042–2050, Aug. 2025, doi: 10.32672/jnkti.v8i4.9402.
- [4] I. S. Lundam and J. B. B. Darmawan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Gojek Di Google Play Store Menggunakan Multinomial Naïve Bayes," vol. 2024, no. November, pp. 149–156, 2024.
- [5] A. B. Aditya, S. Samsudin, W. P. Rizki, M. Mahendra, and A. Setiawan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Gojek Menggunakan Support Vector Machine Dan Random Forest," *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 11, no. 2, pp. 134–143, Nov. 2025, doi: 10.54914/jit.v11i2.1884.
- [6] G. Kanugrahan, V. H. C. Putra, and Y. Ramdhani, "Analisis Sentimen Aplikasi Gojek Menggunakan SVM, Random Forest dan Decision Tree," *Jurnal Infortech*, vol. 6, no. 2, pp. 171–178, Dec. 2024, doi: 10.31294/infortech.v6i2.24594.
- [7] C. R. Anissa, K. D. Tania, and W. K. Sari, "Sentiment Analysis on Google Play Store Reviews to Measure User Perception of the Gojek Application Using CNN," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 9, no. 6, pp. 3322–3328, Dec. 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i6.11084.
- [8] A. Kurnia, H. Harlinda, and H. Darwis, "Analisis Sentimen Pengguna Gojek Berdasarkan Ulasan pada App Store dengan Metode KNN, Naive Bayes, dan SVM," *LINIER: Literatur Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 2, pp. 234–245, 2025, doi: 10.33096/linier.v2i2.3132.
- [9] D. Budiman, Adhi Dwi Saputra, Revano Maliq Reynanda, and Anggraini Puspita Sari, "Analisis Sentimen Aplikasi Gojek Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 3, no. 2, pp. 107–116, 2024, doi: 10.35473/jamastika.v3i2.3375.
- [10] K. K. Ningrum *et al.*, "Analisis sentimen ulasan pengguna gojek menggunakan algoritma naïve bayes dan bigru," vol. 10, no. 2, pp. 2569–2575, 2026.
- [11] R. I. Perwira, V. A. Permadi, D. I. Purnamasari, and R. P. Agusdin, "Domain-Specific Fine-Tuning of IndoBERT for Aspect-Based Sentiment Analysis in Indonesian Travel User-Generated Content," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, vol. 11, no. 1, pp. 30–40, Mar. 2025, doi: 10.20473/jisebi.11.1.30-40.
- [12] B. N. Nainggolan and K. Handoko, "IMPLEMENTASI DAN ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN APLIKASI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA RoBERTa," *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, vol. 13, no. 3, pp. 43–52, Nov. 2025, doi: 10.33884/comasiejournal.v13i3.10501.

- [13] C. Brando, S. Anggai, and T. Tukiayat, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Info BMKG pada Google Play Store Menggunakan Model Transformer BERT dan RoBERTa,” *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 9, no. 1, pp. 40–49, Sep. 2025, doi: 10.47970/siskom-kb.v9i1.872.
- [14] Natan Kharisma A, Dewi Lestari, and Gatot T Pranoto, “Sentiment Analysis Review Threads Google Play Store with RoBERTa Model,” *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 14, no. 4, pp. 272–280, Nov. 2025, doi: 10.22146/jnteti.v14i4.22038.
- [15] F. N. Budiman, W. Witanti, and P. Nurul Sabrina, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi CapCut Menggunakan Model RoBERTa Dengan Fitur Ekstraksi Word2vec,” *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 2, Nov. 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.2480.
- [16] L. R. Fitriati, R. G. Guntara, and B. M. Purwaamijaya, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna GoPay di Google Play Store menggunakan Model IndoELECTRA,” *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 2, Dec. 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.3053.
- [17] J. J. Hidayat, C. Setyowati, M. Dikaisa, I. Amin, K. Bimasakti, and A. P. Werdana, “Deep Learning-based Sentiment Analysis of Public Comments on Military Education Using RoBERTa Algorithm and Rule-Based Hybrid Parameters,” vol. 4, no. 2, pp. 277–292, 2025.
- [18] I. P. Digital, “Analisis Sentimen dan Karakteristik Linguistik Komentar Publik terhadap Kebijakan Militer Menggunakan Model,” vol. 2, no. 1, pp. 39–46, 2026.
- [19] F. M. Apriansyah, T. I. Ramadhan, C. R. Hidayat, and A. K. Wijaya, “Perbandingan IndoBERT dan IndoRoBERTa Untuk Analisis Sentimen Pada Film Dokumenter Dirty Vote,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 3, pp. 593–605, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i3.8607.
- [20] K. L. Tan, C. P. Lee, and K. M. Lim, “RoBERTa-GRU: A Hybrid Deep Learning Model for Enhanced Sentiment Analysis,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 6, p. 3915, Mar. 2023, doi: 10.3390/app13063915.