

ANALISIS KEPUASAN PENGGUNA APLIKASI OCTO MOBILE MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Andrian Carlo Zakharia Setiawan¹, Karlana Indriani², Monikka Nur Winnarto³

¹²³ Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

* Correspondence e-mail; Carlo.291091@gmail.com

Article history

Submitted: 2026/09/01; Revised: 2026/09/03; Accepted: 2026/09/29

Abstract

Digital transformation has driven innovation in banking services, exemplified by the Octo Mobile application launched by PT Bank CIMB Niaga Tbk. User reviews on the Google Play Store serve as a rich source of unstructured data that can be leveraged to measure user satisfaction in real-time. This study aims to analyze user satisfaction sentiment regarding the Octo Mobile application post-rebranding using an optimized Support Vector Machine (SVM) algorithm. The research methodology adopts a text mining approach, employing web scraping techniques to collect 8,000 user reviews from the period of January to December 2023. The dataset exhibited a significant class imbalance (85.56% positive and 14.44% negative). To address this issue, the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) was implemented. As a novel approach, this study applied a customized banking colloquial normalization dictionary during the pre-processing stage to handle slang and transactional abbreviations commonly found in reviews. Feature extraction was conducted using Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), followed by SVM classification with hyperparameter optimization via Grid Search. The test results demonstrated that the SVM model with an RBF kernel ($C=10$, $\gamma=0.1$) achieved an accuracy of 88.18% and an F1-Score of 87.93% for the negative class, successfully surpassing the 85% accuracy target and outperforming previous studies. The final analysis revealed that 85.56% of users expressed satisfaction with the user interface and transaction ease, whereas 14.44% expressed dissatisfaction, predominantly regarding technical issues such as lagging, system errors, and OTP delays. These findings prove that the combination of SMOTE, contextual normalization, and SVM optimization yields a valid and unbiased analysis, providing strategic recommendations for bank management.

Keywords

Sentiment Analysis, Octo Mobile, Support Vector Machine (SVM), SMOTE, Text Mining, Google Play Store



© 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY SA) license, <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mendorong transformasi digital dalam sektor perbankan, salah satunya melalui layanan *mobile*

banking. Persaingan antarbank dalam menyediakan layanan perbankan digital semakin meningkat seiring dengan perubahan kebutuhan masyarakat yang menginginkan layanan transaksi yang cepat, mudah, dan dapat diakses kapan saja. PT Bank CIMB Niaga Tbk sebagai salah satu bank swasta di Indonesia menghadirkan aplikasi Octo Mobile sebagai bentuk inovasi layanan perbankan digital yang mengintegrasikan berbagai kebutuhan transaksi perbankan dengan aktivitas digital nasabah. Keberadaan aplikasi tersebut menjadikan pengalaman dan kepuasan pengguna sebagai salah satu aspek penting yang perlu diperhatikan dalam pengembangan kualitas layanan digital. Salah satu sumber informasi yang dapat digunakan untuk mengetahui pengalaman pengguna adalah ulasan (*review*) yang diberikan melalui Google Play Store. Ulasan pengguna dapat memuat berbagai bentuk tanggapan, seperti apresiasi, keluhan, kritik, saran, maupun pengalaman terhadap fitur dan kinerja aplikasi. Data tersebut bersifat tidak terstruktur sehingga diperlukan metode tertentu untuk mengolahnya menjadi informasi yang dapat digunakan dalam mengevaluasi kualitas layanan aplikasi.

Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan dalam pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan polaritas suatu teks berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya. Mola et al. (2024) menjelaskan bahwa analisis sentimen dapat digunakan untuk mengklasifikasikan teks berdasarkan polaritas sentimennya sehingga menghasilkan informasi mengenai kecenderungan opini pengguna. Informasi yang diperoleh dari ulasan pengguna dapat menjadi bahan pertimbangan bagi perusahaan dalam melakukan evaluasi dan perbaikan layanan. Analisis terhadap opini pengguna juga dapat membantu perusahaan memahami permasalahan yang muncul dalam penggunaan aplikasi serta mempertahankan pengguna agar tidak beralih ke platform pesaing (Kulsum et al., 2022). Dalam konteks aplikasi perbankan digital, informasi mengenai sentimen pengguna menjadi penting karena pengalaman terhadap kemudahan penggunaan, stabilitas sistem, kecepatan transaksi, keamanan, maupun kualitas fitur dapat tercermin melalui ulasan yang diberikan pengguna.

Google Play Store menyediakan ruang bagi pengguna untuk memberikan komentar dan penilaian terhadap aplikasi yang digunakan. Ulasan tersebut memiliki karakteristik yang beragam, baik dalam bentuk sentimen positif maupun negatif, dan dapat menjadi sumber informasi bagi pengembang aplikasi maupun calon pengguna. Namun, jumlah ulasan yang tersedia dalam platform tersebut dapat sangat banyak sehingga proses pengumpulan, penyortiran, dan pengelompokan secara manual menjadi kurang efektif. Putri dan Kharisudin (2022) menjelaskan bahwa ulasan

pengguna yang diperoleh dari Google Play Store masih berbentuk teks yang belum terstruktur sehingga diperlukan proses pengolahan untuk memperoleh informasi yang bermakna. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah *text mining*, yaitu proses pengolahan dan analisis data teks tidak terstruktur untuk menemukan pola, informasi, dan pengetahuan yang relevan. Melalui tahapan *text mining*, ulasan pengguna dapat melalui proses *pre-processing*, kemudian diklasifikasikan berdasarkan kategori sentimen sehingga dapat diketahui kecenderungan kepuasan pengguna terhadap aplikasi.

Salah satu algoritma yang dapat digunakan dalam klasifikasi sentimen adalah *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang dapat memisahkan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik fitur yang dimiliki. Penggunaan SVM dalam klasifikasi teks telah diterapkan dalam sejumlah penelitian terdahulu. Kulsum et al. (2022), misalnya, membandingkan metode SVM dengan *Naive Bayes Classifier* untuk analisis sentimen ulasan aplikasi berbahasa Indonesia pada Google Play Store. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi sebesar 81,46%, sedangkan *Naive Bayes Classifier* memperoleh akurasi sebesar 75,41%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa SVM memiliki kemampuan klasifikasi yang baik pada data ulasan pengguna. Penelitian Putri dan Kharisudin (2022) yang membandingkan SVM, *Naive Bayes*, dan *Logistic Regression* pada ulasan aplikasi Tokopedia juga menunjukkan bahwa ulasan pengguna dapat diklasifikasikan berdasarkan sentimen positif dan negatif, dengan sentimen positif banyak berkaitan dengan kemudahan penggunaan aplikasi, sedangkan sentimen negatif berkaitan dengan *error*, *lagging*, dan *bug*. Sementara itu, Oktaviana et al. (2022) menerapkan kombinasi *Lexicon Based Features* dan SVM untuk menganalisis sentimen terhadap kebijakan kuliah daring dan menunjukkan bahwa penggunaan fitur seleksi kata dengan SVM dapat mendukung performa klasifikasi sentimen. Penelitian Triasis et al. (2022) menggunakan algoritma *Naive Bayes* untuk menganalisis kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan menunjukkan bahwa algoritma tersebut mampu menghasilkan akurasi yang cukup tinggi, meskipun hasil akurasinya dapat berbeda pada setiap percobaan.

Meskipun sejumlah penelitian telah menerapkan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi digital, penelitian mengenai aplikasi perbankan digital, khususnya Octo Mobile, masih memiliki ruang untuk dikembangkan. Penelitian terdahulu lebih banyak menggunakan objek seperti *marketplace*, media berita, transportasi, maupun layanan pendidikan, sedangkan karakteristik ulasan pada aplikasi perbankan digital dapat memiliki konteks yang berbeda karena berkaitan dengan transaksi keuangan,

keamanan, kecepatan layanan, stabilitas sistem, dan keandalan fitur. Selain itu, ulasan pengguna dapat mengandung bahasa tidak baku, singkatan, istilah teknis, *slang*, serta bentuk bahasa kolokial yang berpotensi memengaruhi proses klasifikasi. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya pengelolaan data yang lebih cermat pada tahap *pre-processing*, terutama dalam proses pembersihan data, normalisasi kata, penghapusan *stopword*, dan *stemming*. Permasalahan lain yang dapat muncul adalah ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen sehingga diperlukan strategi pengelolaan *imbalanced data* agar model tidak terlalu dominan dalam memprediksi kelas mayoritas.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis kepuasan pengguna aplikasi Octo Mobile berdasarkan ulasan yang diberikan pada Google Play Store dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian dilakukan melalui proses pengumpulan data ulasan, *pre-processing* teks, pembentukan fitur, klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif dan negatif, serta evaluasi kinerja model menggunakan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Penelitian ini juga memperhatikan proses normalisasi bahasa kolokial, singkatan, dan istilah yang terdapat dalam ulasan pengguna serta mempertimbangkan penanganan ketidakseimbangan data melalui pendekatan seperti SMOTE atau *class weight* dan optimasi *hyperparameter* SVM. Dengan pendekatan tersebut, penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan kepuasan pengguna terhadap aplikasi Octo Mobile sekaligus menghasilkan model klasifikasi sentimen yang dapat digunakan sebagai sumber informasi dalam mengevaluasi pengalaman pengguna dan pengembangan kualitas layanan aplikasi perbankan digital.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang diintegrasikan dengan tahapan *text mining* dan *Natural Language Processing* (NLP) untuk menganalisis kepuasan pengguna aplikasi Octo Mobile berdasarkan ulasan pada Google Play Store. Data penelitian berupa teks ulasan dan *rating* pengguna yang dikumpulkan melalui teknik *web scraping* menggunakan pustaka pemrograman Python. Penggunaan teknik tersebut memungkinkan pengumpulan data dalam jumlah besar secara lebih efisien dibandingkan pengumpulan secara manual (Khoirul et al., 2023). Data kemudian diberi label berdasarkan *rating* sebagai *ground truth*, yaitu ulasan dengan bintang 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif (puas), sedangkan ulasan dengan bintang 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif (tidak puas). Ulasan dengan bintang 3 tidak digunakan karena penelitian berfokus

pada klasifikasi sentimen biner (Rhomaningtias et al., 2025). Selanjutnya, data melalui tahap *pre-processing* yang meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, normalisasi kata kolokial, slang, singkatan dan istilah teknis perbankan, *stopword removal*, serta *stemming*. Normalisasi dilakukan menggunakan kamus khusus yang disesuaikan dengan karakteristik ulasan pengguna aplikasi Octo Mobile, seperti perubahan istilah “gagal trf”, “lemot”, dan “otp lama” menjadi bentuk kata yang lebih baku. Tahap ini dilakukan untuk mengurangi variasi bentuk kata dan meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali makna teks (Adnan Nur et al., 2022). Setelah proses *pre-processing*, teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode ini memberikan bobot lebih tinggi terhadap kata yang memiliki frekuensi tinggi pada dokumen tertentu tetapi relatif jarang ditemukan pada keseluruhan dokumen. Penggunaan TF-IDF dinilai efektif dalam mengekstraksi fitur berupa kata-kata yang merepresentasikan keluhan maupun kepuasan pengguna (Kusuma Wardana et al., 2025).

Tahap selanjutnya adalah penanganan ketidakseimbangan kelas (*imbalanced data*) menggunakan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE), terutama apabila jumlah ulasan negatif lebih sedikit dibandingkan ulasan positif. SMOTE menghasilkan sampel sintesis pada kelas minoritas berdasarkan *k-nearest neighbor* sehingga distribusi kelas menjadi lebih seimbang tanpa menghilangkan data dari kelas mayoritas (Fajriyah et al., 2025). Data kemudian dibagi menggunakan metode *stratified split* menjadi 80% data pelatihan (*training data*) dan 20% data pengujian (*testing data*). Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang bertujuan menemukan *hyperplane* optimal untuk memisahkan kelas sentimen positif dan negatif. Untuk memperoleh konfigurasi model yang optimal, dilakukan *hyperparameter tuning* menggunakan *Grid Search Cross-Validation*, khususnya terhadap parameter C dan Gamma pada kernel yang digunakan. Pencarian parameter optimal dapat meningkatkan performa SVM dibandingkan penggunaan parameter bawaan (Rahmasari et al., 2025). Kinerja model selanjutnya dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan parameter akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Penggunaan beberapa metrik dilakukan agar performa model tidak hanya dinilai berdasarkan akurasi, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan kelas. *F1-score* digunakan sebagai salah satu indikator penting karena menggambarkan keseimbangan antara presisi dan *recall* dalam mengidentifikasi kedua kelas sentimen (Ramadhan, 2025). Rangkaian metode tersebut digunakan untuk menghasilkan klasifikasi ulasan pengguna ke dalam kategori puas dan tidak puas serta memperoleh gambaran mengenai tingkat kepuasan pengguna aplikasi Octo Mobile. Dengan

demikian, integrasi *pre-processing* khusus konteks perbankan, TF-IDF, SMOTE, dan optimasi SVM diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat dan mengurangi potensi bias akibat dominasi kelas tertentu. Hasil klasifikasi selanjutnya dapat digunakan sebagai informasi untuk memahami kecenderungan kepuasan pengguna dan menjadi bahan evaluasi terhadap kualitas layanan aplikasi Octo Mobile (Mola et al., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Data penelitian diperoleh melalui proses *web scraping* terhadap ulasan pengguna aplikasi Octo Mobile pada Google Play Store. Sebanyak 10.000 ulasan berhasil dikumpulkan pada periode Januari–Desember 2023. Setelah ulasan dengan rating 3 dan ulasan kosong dikeluarkan, diperoleh 8.000 data yang terdiri atas 6.845 ulasan positif dan 1.155 ulasan negatif.

Tabel 1. Distribusi Data Berdasarkan Label Sentimen

Kelas Sentimen	Kriteria Rating	Jumlah Data	Persentase
Positif (Puas)	Bintang 4 dan 5	6.845	85,56%
Negatif (Tidak Puas)	Bintang 1 dan 2	1.155	14,44%
Total	—	8.000	100%

Keterangan: Tabel menunjukkan distribusi data ulasan setelah ulasan dengan rating 3 dan ulasan kosong dikeluarkan.

Hasil Pre-processing Teks

Data ulasan kemudian melalui tahapan *pre-processing* yang terdiri atas *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, normalisasi kolokial dan slang, *stopword removal*, serta *stemming*. Contoh perubahan teks sebelum dan sesudah *pre-processing* disajikan pada

Tabel 2. Perbandingan Teks Sebelum dan Sesudah Pre-processing

No.	Teks Asli (RAW)	Teks Setelah Pre-processing
1	“Aplikasi LEMOT banget, gagal trf mulu!!! 😡😞”	“aplikasi lambat gagal transfer”
2	“Sudah update kok otp lama bgt, tolong diperbaiki min”	“update lambat perbaiki”
3	“Keren sih ui nya, tp fitur mutasi rekening kurang lengkap”	“keren interface mutasi rekening kurang lengkap”

Keterangan: Tabel menunjukkan perubahan bentuk teks setelah melalui proses pembersihan, normalisasi, penghapusan kata tertentu, dan stemming.

Hasil Ekstraksi Fitur dan SMOTE

Hasil *pre-processing* dikonversi menjadi matriks numerik menggunakan TF-IDF. Proses tersebut menghasilkan 4.250 fitur kata unik. Selanjutnya, data dikenai teknik SMOTE untuk menyeimbangkan distribusi kelas. Jumlah data positif tetap sebanyak 6.845 data, sedangkan kelas negatif disintesis hingga mencapai jumlah yang sama sehingga total data setelah SMOTE menjadi 13.690 data.

Tabel 3. Distribusi Data Sebelum dan Sesudah SMOTE

Kondisi Data	Positif	Negatif	Total
Sebelum SMOTE	6.845	1.155	8.000
Sesudah SMOTE	6.845	6.845	13.690

Keterangan: SMOTE menghasilkan data sintetis pada kelas negatif sehingga jumlah kedua kelas menjadi sama.

Hasil Hyperparameter Tuning SVM

Dataset hasil SMOTE dibagi menggunakan *stratified split* dengan rasio 80:20. Sebanyak 10.952 data digunakan sebagai data *training* dan 2.738 data sebagai data *testing*. Proses *Grid Search Cross-Validation* menguji beberapa kombinasi kernel, nilai C, dan gamma.

Tabel 4. Hasil Hyperparameter Tuning SVM

Kernel	C	Gamma	Akurasi Validasi Silang
Linear	1	—	84,20%
RBF	1	0,1	85,50%
RBF	10	0,1	88,15%
RBF	10	1	86,90%

Keterangan: Kombinasi parameter menghasilkan nilai akurasi validasi silang yang berbeda.

Hasil Evaluasi Model SVM

Model dengan konfigurasi kernel RBF, C = 10, dan Gamma = 0,1 diuji menggunakan data *testing*. Matriks konfusi menghasilkan 1.185 *True Negative*, 162 *False Positive*, 162 *False Negative*, dan 1.232 *True Positive*.

Tabel 5. Matriks Konfusi Model SVM

Aktual	Diprediksi Negatif	Diprediksi Positif	Total
Negatif	1.185	162	1.347
Positif	162	1.232	1.394
Total	1.347	1.394	2.741

Keterangan: Matriks konfusi menunjukkan jumlah prediksi model terhadap kelas negatif dan positif.

Tabel 6. Metrik Evaluasi Model SVM

Metrik	Hasil
Akurasi	88,18%
Presisi kelas negatif	87,90%
Recall kelas negatif	88,16%
F1-Score kelas negatif	87,93%

Keterangan: Tabel menunjukkan nilai evaluasi model SVM berdasarkan data pengujian.

Hasil Klasifikasi Kepuasan Pengguna

Berdasarkan dataset awal sebelum SMOTE, terdapat 6.845 ulasan atau 85,56% yang termasuk kelas positif dan 1.155 ulasan atau 14,44% yang termasuk kelas negatif. Pada analisis fitur TF-IDF, kata yang tercatat sebagai fitur dengan bobot tinggi pada kelas positif antara lain *mudah*, *cepat*, *fitur lengkap*, *gratis transfer*, dan *UI bagus*, sedangkan pada kelas negatif terdapat kata *lemot*, *error*, *gagal login*, *OTP lama*, dan *bug*.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 8.000 ulasan yang digunakan setelah proses seleksi data, sebanyak 6.845 ulasan (85,56%) termasuk dalam kategori positif dan 1.155 ulasan (14,44%) termasuk kategori negatif. Distribusi tersebut memperlihatkan adanya perbedaan jumlah yang cukup besar antara kedua kelas. Secara metodologis, kondisi tersebut penting diperhatikan karena model klasifikasi dapat lebih banyak belajar dari kelas dengan jumlah data yang lebih besar. Oleh karena itu, penerapan SMOTE menghasilkan distribusi yang seimbang dengan masing-masing kelas berjumlah 6.845 data. Temuan ini memperlihatkan bahwa proses penyeimbangan data menjadi bagian penting sebelum model SVM digunakan untuk melakukan klasifikasi.

Pada tahap pre-processing, ditemukan penggunaan bahasa tidak baku yang cukup khas dalam ulasan aplikasi perbankan digital, seperti “*lemot*”, “*trf*”, “*otp*”, “*bgt*”, dan “*ui*”. Setelah proses normalisasi, istilah tersebut diubah ke dalam bentuk yang lebih seragam, misalnya “*lemot*” menjadi “*lambat*” dan “*trf*” menjadi “*transfer*”. Secara teoretis, proses normalisasi berfungsi mengurangi variasi bentuk kata sehingga fitur yang memiliki makna serupa dapat direpresentasikan secara lebih konsisten dalam proses pembentukan model. Temuan ini memperkuat penelitian Adnan Nur et al. (2022) yang menekankan pentingnya normalisasi kata tidak baku dalam pengolahan teks bahasa Indonesia. Dalam konteks penelitian ini, normalisasi tidak hanya berfungsi sebagai pembersihan data, tetapi juga menyesuaikan proses pre-processing dengan karakteristik bahasa yang digunakan pengguna aplikasi

perbankan digital.

Hasil ekstraksi TF-IDF menghasilkan 4.250 fitur kata unik. Representasi tersebut memungkinkan data teks yang sebelumnya tidak terstruktur diubah menjadi bentuk numerik yang dapat diproses oleh algoritma SVM. Secara konseptual, TF-IDF memberikan bobot berdasarkan tingkat kepentingan suatu kata dalam dokumen dibandingkan dengan kemunculannya pada keseluruhan dokumen. Dengan demikian, kata-kata yang memiliki keterkaitan dengan pengalaman pengguna dapat menjadi fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi. Hasil ini sejalan dengan penelitian Kusuma Wardana et al. (2025) yang menunjukkan bahwa TF-IDF dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur dari ulasan aplikasi. Dalam penelitian ini, fitur tersebut kemudian digunakan sebagai dasar pembentukan model klasifikasi sentimen.

Hasil *hyperparameter tuning* menunjukkan bahwa konfigurasi kernel RBF dengan $C = 10$ dan $\text{Gamma} = 0,1$ menghasilkan akurasi validasi silang sebesar 88,15%, lebih tinggi dibandingkan konfigurasi Linear dengan $C = 1$ sebesar 84,20%, RBF dengan $C = 1$ dan $\text{Gamma} = 0,1$ sebesar 85,50%, serta RBF dengan $C = 10$ dan $\text{Gamma} = 1$ sebesar 86,90%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa konfigurasi parameter memberikan pengaruh terhadap hasil klasifikasi. Penggunaan *Grid Search Cross-Validation* memungkinkan model diuji menggunakan beberapa kombinasi parameter sebelum konfigurasi tertentu digunakan pada tahap pengujian. Temuan ini menguatkan penelitian Rahmasari et al. (2025) yang menunjukkan bahwa optimasi parameter dapat meningkatkan performa SVM dibandingkan penggunaan parameter secara langsung tanpa proses pencarian konfigurasi.

Pada tahap pengujian, model menghasilkan akurasi sebesar 88,18%, presisi kelas negatif sebesar 87,90%, *recall* kelas negatif sebesar 88,16%, dan F1-Score kelas negatif sebesar 87,93%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi terhadap data pengujian dengan tingkat ketepatan yang relatif tinggi berdasarkan empat ukuran evaluasi yang digunakan. Penggunaan *precision*, *recall*, dan F1-Score bersama-sama juga memberikan informasi yang lebih lengkap dibandingkan hanya menggunakan akurasi. Hal tersebut relevan dengan kondisi dataset penelitian yang sebelumnya menunjukkan ketidakseimbangan kelas. Temuan ini sejalan dengan penelitian Ramadhan (2025) yang menempatkan F1-Score sebagai salah satu metrik penting dalam evaluasi model pada data yang mengalami proses penyeimbangan kelas.

Jika dibandingkan dengan penelitian Kulsum et al. (2022), yang memperoleh akurasi SVM sebesar 81,46% dalam analisis sentimen ulasan aplikasi berbahasa

Indonesia, akurasi model pada penelitian ini tercatat sebesar 88,18%. Perbedaan tersebut menunjukkan adanya selisih nilai akurasi sebesar 6,72 poin persentase. Namun, perbedaan hasil tidak semata-mata dapat dikaitkan dengan algoritma SVM, karena penelitian ini menggunakan beberapa tahapan tambahan berupa normalisasi kolokial, TF-IDF, SMOTE, dan *hyperparameter tuning*. Dengan demikian, temuan penelitian ini lebih tepat dipahami sebagai hasil dari kombinasi tahapan pengolahan data dan optimasi model yang diterapkan pada objek penelitian. Hasil tersebut sekaligus menguatkan temuan Kulsum et al. (2022) mengenai penggunaan SVM untuk klasifikasi teks berbahasa Indonesia, tetapi memberikan konteks tambahan melalui objek aplikasi perbankan digital.

Ditinjau dari karakteristik fitur yang muncul dalam data, sentimen positif berkaitan dengan kata-kata seperti *mudah*, *cepat*, *fitur lengkap*, *gratis transfer*, dan *UI bagus*. Sementara itu, sentimen negatif ditandai oleh kata-kata seperti *lemot*, *error*, *gagal login*, *OTP lama*, dan *bug*. Temuan tersebut menunjukkan adanya dua kelompok pengalaman pengguna, yaitu pengalaman yang berkaitan dengan kemudahan dan kelengkapan layanan serta pengalaman yang berkaitan dengan gangguan teknis aplikasi. Pola tersebut memiliki kesesuaian dengan penelitian Putri dan Kharisudin (2022), yang menemukan bahwa sentimen positif pada ulasan aplikasi banyak berkaitan dengan kemudahan penggunaan, sedangkan sentimen negatif berkaitan dengan *error*, *lagging*, dan *bug*. Dengan demikian, hasil penelitian ini mengafirmasi pola penelitian terdahulu bahwa aspek kemudahan penggunaan dan performa teknis merupakan bagian yang sering muncul dalam pembentukan sentimen pengguna aplikasi digital.

Berdasarkan keseluruhan temuan, distribusi sentimen pada dataset awal menunjukkan bahwa ulasan positif berjumlah 85,56%, sedangkan ulasan negatif berjumlah 14,44%. Angka tersebut menggambarkan distribusi sentimen berdasarkan data dan metode pelabelan yang digunakan dalam penelitian ini, bukan ukuran kepuasan seluruh pengguna aplikasi Octo Mobile. Sementara itu, hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel RBF, $C = 10$, dan $\text{Gamma} = 0,1$ menghasilkan akurasi 88,18% dengan F1-Score kelas negatif sebesar 87,93%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi *pre-processing*, TF-IDF, SMOTE, dan optimasi SVM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna berdasarkan polaritas sentimen.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, tingkat kepuasan pengguna aplikasi Octo Mobile pasca-rebranding menunjukkan sentimen positif sebesar 85,56%, sedangkan sentimen negatif sebesar 14,44%. Sentimen negatif terutama berkaitan dengan permasalahan teknis, seperti lagging, error, gagal login, dan keterlambatan OTP. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode text mining dan Support Vector Machine (SVM) yang dioptimasi dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan ulasan aplikasi.

PT Bank CIMB Niaga Tbk. disarankan meningkatkan stabilitas dan kinerja teknis aplikasi serta melakukan pemantauan ulasan pengguna secara berkala sebagai bahan evaluasi dan pengembangan layanan. Bagi peneliti selanjutnya, penelitian dapat dikembangkan dengan menggunakan data dan periode yang lebih luas serta membandingkan SVM dengan algoritma lain, seperti Random Forest, XGBoost, LSTM, dan BERT, untuk memperoleh gambaran kinerja klasifikasi yang lebih komprehensif.

REFERENSI

- Adnan Nur, M., Wardhani, N., & Author, C. (2022). Optimasi normalisasi kata pada data Twitter untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen (Studi kasus respon masyarakat terhadap layanan Teman Bus). <https://elektroda.uho.ac.id/>
- Fajriyah, N., Lapatta, N. T., Nugraha, D. W., & Laila, R. (2025). Implementasi SVM dan SMOTE pada analisis sentimen media sosial X terhadap pelantikan Agus Harimurti Yudhoyono. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 1359–1370. <https://doi.org/10.29100/jipi.v10i2.6246>
- Khoirul, M., Hayati, U., & Nurdiawan, O. (2023). Analisis sentimen aplikasi BRImo pada ulasan pengguna di Google Play menggunakan algoritma Naive Bayes. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(1).
- Kulsum, U., Jajuli, M., & Sulistiyowati, N. (2022). Analisis sentimen aplikasi WeTV di Google Play Store menggunakan algoritma Support Vector Machine. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 6(2). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Kusnia, U., Kurniawan, F., & Artikel, S. (2022). Analisis sentimen review aplikasi media berita online pada Google Play menggunakan metode algoritma Support Vector Machines (SVM) dan Naive Bayes. *Explorit*. <https://doi.org/10.35891/explorit>
- Kusuma Wardana, A., Raihan Syahputra, M., Nurul Ayasha, S., Fitriya, S., & Rosyani, P. (2025). Analisis sentimen ulasan produk e-commerce menggunakan Naive Bayes dan TF-IDF. *RISSET: Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu*.
- Mola, S. A. S., Baun, D. L. B., Nunes, I. O., & Sani, M. M. A. R. (2024). Analisis sentimen aplikasi Halo BCA di Google Play Store menggunakan metode Naive

- Bayes, Support Vector Machine dan Random Forest. *HOAQ (High Education of Organization Archive Quality): Jurnal Teknologi Informasi*, 15(2), 69–79.
<https://doi.org/10.52972/hoaq.vol15no2.p69-79>
- Putri, M. I., & Kharisudin, I. (2022). Penerapan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) terhadap analisis sentimen data review pengguna aplikasi marketplace Tokopedia. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 5, 759–766. <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- Rahmasari, F., Rahaningsih, N., Dana, R. D., & Rohmat, C. L. (2025). Optimasi analisis sentimen aplikasi Glints menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(1).
<https://doi.org/10.23960/jitet.v13i1.5681>
- Ramadhan, M. F. (2025). Klasifikasi topik dan sentimen judul berita dengan augmentasi dan TF-IDF. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(2), 6732–6741. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.1692>
- Rhomaningtias, L., Khairunisa, A., Shella, S., Wara, M., & Hindrayani, K. M. (n.d.). Analisis sentimen ulasan aplikasi Smile Indonesia menggunakan metode Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM).
<https://doi.org/10.52972/hoaq.vol16no1>