



Sentiment Analysis Figma and Canva Reviews on Google Play Store Using Support Vector Machine and SMOTE

Analisis Sentimen Ulasan Figma dan Canva di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine dan SMOTE

Indriani Zabrina Putri^{1*}, Diana Laily Fithri², R. Rhoedy Setiawan³

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Indonesia

E-Mail: ¹indriputri12278@gmail.com, ²diana.laily@umk.ac.id, ³rhoedy.setiawan@umk.ac.id

Received Jun 10th 2026; Revised Jul 28th 2026; Accepted Aug 13th 2026; Available Online Aug 15th 2026

Corresponding Author: Indriani Zabrina Putri

Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Reviews on the Google Play Store provide valuable information regarding users' experiences and satisfaction levels with mobile applications. This study aims to compare user sentiment toward Canva and Figma and to evaluate the performance of the Support Vector Machine (SVM) algorithm combined with the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) in classifying user sentiment. A total of 8,192 reviews were collected and processed through data cleaning, case folding, tokenization, stopword removal, stemming, sentiment labeling based on user ratings, and feature extraction using Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). The dataset was split into training and testing sets in an 80:20 ratio. SMOTE was applied only to the training set to address class imbalance prior to SVM modeling. The evaluation results showed that the model achieved an accuracy of 87.19%, precision of 95.32%, recall of 87.01%, and an F1-score of 90.97%. Positive sentiment dominated the reviews of both applications. Canva users more frequently reported complaints related to subscription services and account management, whereas Figma users more commonly experienced login difficulties, application accessibility issues, and technical problems. These findings indicate that the combination of SVM and SMOTE delivers strong classification performance and offers useful insights to help developers improve service quality, optimize application features, and enhance user satisfaction.

Keywords: Canva, Figma, Google Play Store, Sentiment Analysis, SMOTE, Support Vector Machine, TF-IDF.

Abstrak

Ulasan pengguna di Google Play Store memberikan informasi penting tentang pengalaman dan tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi seluler. Penelitian ini bertujuan membandingkan sentimen pengguna aplikasi Canva dan Figma serta mengevaluasi kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang dikombinasikan dengan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna. Sebanyak 8.192 ulasan dikumpulkan dan diproses melalui tahapan pembersihan data, *case folding*, tokenisasi, penghapusan *stopword*, *stemming*, pelabelan sentimen berdasarkan rating pengguna, serta ekstraksi fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan rasio 80:20. SMOTE diterapkan pada data pelatihan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas sebelum proses pemodelan menggunakan SVM. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 87,19%, *precision* 95,32%, *recall* 87,01%, dan *F1-score* 90,97%. Sentimen positif mendominasi ulasan pada kedua aplikasi. Pengguna Canva lebih banyak menyampaikan keluhan terkait layanan berlangganan dan pengelolaan akun, sedangkan pengguna Figma lebih sering mengalami kendala *login*, aksesibilitas aplikasi, dan masalah teknis. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi SVM dan SMOTE mampu menghasilkan kinerja klasifikasi yang baik serta memberikan informasi yang dapat digunakan oleh pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan, mengoptimalkan fitur aplikasi, dan meningkatkan kepuasan pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Canva, Figma, Google Play Store, SMOTE, Support Vector Machine, TF-IDF.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong pemanfaatan berbagai aplikasi berbasis seluler untuk mendukung aktivitas pendidikan, pekerjaan, dan industri kreatif. Di bidang desain grafis, Canva dan Figma menjadi dua platform yang banyak digunakan karena menyediakan fitur pembuatan desain,

penyuntingan, pembuatan prototipe, serta kolaborasi secara efisien. Urgensi penelitian terhadap kedua aplikasi tersebut didukung oleh besarnya jumlah pengguna dan tingkat interaksi pengguna di platform distribusi aplikasi. Pada tahun 2025, Canva telah digunakan oleh sekitar 260 juta pengguna aktif setiap bulan di berbagai negara. Sementara itu, data *Google Play Store* pada Juli 2026 menunjukkan bahwa aplikasi Canva telah diunduh lebih dari 500 juta kali dan memperoleh sekitar 26,3 juta ulasan, sedangkan aplikasi Figma telah diunduh lebih dari 5 juta kali dengan sekitar 62,7 ribu ulasan [1]. Tingginya volume unduhan dan ulasan tersebut menunjukkan besarnya interaksi pengguna sekaligus menghasilkan data tekstual yang memuat pengalaman, kritik, saran, dan penilaian terhadap kualitas aplikasi. Informasi dalam ulasan dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi bagi pengembang untuk meningkatkan kinerja aplikasi serta kepuasan pengguna. Namun, jumlah ulasan yang sangat besar membuat analisis manual menjadi tidak efisien dan membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis yang mampu mengolah data teks dalam jumlah besar secara cepat dan objektif. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen, yaitu teknik *text mining* untuk mengelompokkan opini pengguna ke dalam kategori sentimen tertentu [2].

Pemilihan algoritma klasifikasi merupakan salah satu faktor penting yang memengaruhi keberhasilan analisis sentimen. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan data berdimensi tinggi, termasuk data teks. Penelitian yang dilakukan oleh Wulandari dan Sunardi [3] melaporkan bahwa penerapan SVM untuk analisis sentimen ulasan aplikasi Spotify menghasilkan akurasi sebesar 85%. Hasil yang lebih tinggi diperoleh oleh Muzayyanah dkk. [4], yaitu akurasi sebesar 95,46% pada analisis sentimen ulasan aplikasi eHadrach. Sementara itu, Subowo dkk. [5] memperoleh akurasi sebesar 86% pada klasifikasi sentimen ulasan aplikasi AXISnet. Berdasarkan berbagai penelitian tersebut, algoritma SVM menunjukkan kinerja yang konsisten dan efektif dalam proses klasifikasi sentimen berbasis data teks.

Selain pemilihan algoritma, distribusi data yang tidak seimbang juga menjadi salah satu kendala dalam proses klasifikasi. Ketidakseimbangan jumlah data antarkelas dapat menyebabkan model lebih cenderung mengenali kelas mayoritas, sehingga performa klasifikasi pada kelas minoritas menjadi kurang optimal. Untuk mengatasi kondisi tersebut, penelitian ini menerapkan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE), yaitu metode yang menghasilkan sampel sintesis melalui interpolasi antara data kelas minoritas dan sejumlah data tetangga terdekatnya. Berbeda dengan SMOTE, *Borderline-SMOTE* memusatkan pembentukan sampel sintesis pada data minoritas yang berada di sekitar batas keputusan, sedangkan *Adaptive Synthetic Sampling* (ADASYN) menghasilkan lebih banyak sampel sintesis pada wilayah kelas minoritas yang lebih sulit diklasifikasikan berdasarkan kepadatan data lokal [6]. Kajian terkini menunjukkan bahwa SMOTE memiliki mekanisme yang relatif sederhana dan banyak digunakan, meskipun berpotensi menghasilkan sampel sintesis yang tidak sepenuhnya mengikuti distribusi data asli. Sementara itu, *Borderline-SMOTE* dan ADASYN lebih berfokus pada data yang berada di wilayah sulit atau dekat dengan batas antarkelas [6]. Penelitian ini memilih SMOTE karena mekanismenya lebih sederhana serta telah menunjukkan kinerja yang baik ketika dikombinasikan dengan fitur TF-IDF dan algoritma klasifikasi seperti SVM.

Penelitian Mujahid dkk.[7] SMOTE dan ADASYN menunjukkan performa yang baik pada data teks dengan fitur TF-IDF, meskipun efektivitas setiap metode tetap dipengaruhi oleh karakteristik data, metode ekstraksi fitur, dan algoritma klasifikasi yang digunakan. Rafsanjani dkk. [1] menyatakan bahwa kombinasi SVM dan SMOTE mampu menghasilkan akurasi sebesar 89% pada analisis sentimen ulasan aplikasi KitaLulus. Nawulansih dkk. [8] juga menunjukkan bahwa penerapan SMOTE meningkatkan akurasi model SVM dari 84% menjadi 90% pada analisis sentimen ulasan aplikasi DANA. Selain itu, Saputra dan Pribadi [9] memperoleh akurasi sebesar 99,7% melalui kombinasi SVM, Recursive Feature Elimination (RFE), dan SMOTE pada analisis sentimen ulasan aplikasi MyTelkomsel. Berdasarkan temuan tersebut, SMOTE dipilih sebagai metode penyeimbangan data karena relevan dengan karakteristik fitur TF-IDF dan telah memberikan hasil yang baik dalam berbagai penelitian analisis sentimen.

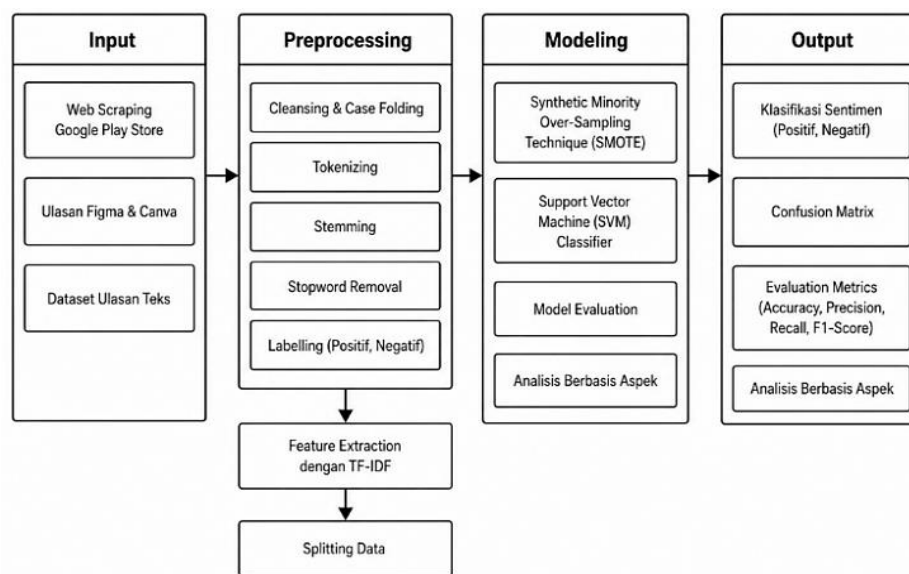
Berbagai penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas kombinasi *Support Vector Machine* (SVM) dan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) dalam analisis sentimen pada berbagai aplikasi. Penelitian menunjukkan bahwa metode klasifikasi sentimen mampu mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna terhadap suatu aplikasi. Kelebihan penelitian tersebut terletak pada kemampuannya mengolah ulasan pengguna secara otomatis, tetapi penelitian itu masih terbatas pada satu objek aplikasi dan lebih berfokus pada kinerja model klasifikasi. Penelitian tersebut belum membandingkan pola sentimen antaraplikasi sejenis serta belum mengidentifikasi secara mendalam aspek-aspek yang memperoleh respons positif maupun negatif dari pengguna [10]. Penelitian ini membandingkan sentimen pengguna Canva dan Figma berdasarkan ulasan di *Google Play Store*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan sentimen pengguna Canva dan Figma menggunakan algoritma SVM dengan penyeimbangan data melalui SMOTE. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data ulasan, preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF), penyeimbangan data menggunakan SMOTE, serta proses klasifikasi menggunakan SVM. Model yang dikembangkan memperoleh nilai accuracy sebesar 87,19%, precision sebesar 95,32%, recall sebesar 87,01%, dan F1-score sebesar 90,97%. Temuan penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap Canva dan Figma serta

menjadi masukan bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan, mengoptimalkan fitur aplikasi, dan meningkatkan kepuasan pengguna.

Berdasarkan kesenjangan penelitian tersebut, penelitian ini menegaskan pentingnya analisis komparatif terhadap sentimen pengguna Canva dan Figma berdasarkan ulasan di *Google Play Store*. Penelitian ini tidak hanya menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE), tetapi juga membandingkan distribusi sentimen serta mengidentifikasi aspek pengalaman pengguna yang paling sering memperoleh respons positif dan negatif pada kedua aplikasi tersebut. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi metodologis dalam penerapan SVM dan SMOTE pada data ulasan yang tidak seimbang serta memberikan masukan praktis bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas fitur, layanan, dan kepuasan pengguna.

2. BAHAN DAN METODE

Penelitian dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang disusun secara terstruktur guna memastikan setiap proses analisis berjalan secara sistematis sesuai dengan urutan penelitian. Alur penelitian yang digunakan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian berfungsi sebagai pedoman dalam proses analisis dan perbandingan sentimen pengguna aplikasi Canva dan Figma berdasarkan ulasan yang diperoleh dari *Google Play Store*. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, prapemrosesan data, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), pembagian dataset, penyeimbangan data menggunakan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE), menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), evaluasi model, serta penyajian hasil temuan.

2.1. Pengumpulan Data

Proses penelitian diawali dengan mengumpulkan data ulasan pengguna aplikasi Canva dan Figma yang berasal dari *Google Play Store*. Akuisisi data dilakukan secara otomatis menggunakan teknik *web scraping* melalui implementasi bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka *google-play-scraper*. [11]. Kata kunci yang digunakan dalam proses pengambilan data adalah "Canva" dan "Figma".

Data yang berhasil dikumpulkan meliputi isi ulasan (*content*), nilai penilaian (*rating*), tanggal ulasan (*at*), serta identitas ulasan (*reviewId*). Pengambilan data dilaksanakan pada Mei 2026 dengan rentang ulasan pengguna dari tahun 2023 hingga 2026. Total data yang diperoleh berjumlah 8.192 ulasan, terdiri atas 4.738 ulasan Canva dan 3.454 ulasan Figma. Sebelum memasuki tahap berikutnya, seluruh data diperiksa terlebih dahulu untuk memastikan tidak ada data kosong, termasuk data yang rusak.

2.2. Prapemrosesan Data

Seluruh data yang diperoleh dari proses *web scraping* kemudian melalui tahap prapemrosesan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam proses klasifikasi sentimen [12]. Rangkaian proses tersebut menghasilkan data yang lebih terstruktur, seragam, dan sesuai untuk digunakan pada proses pelatihan model *machine learning*.

1. Pembersihan Data

Sebelum memasuki tahap analisis, ulasan pengguna terlebih dahulu disaring dengan menghilangkan unsur yang tidak relevan, seperti URL, emoji, angka, tanda baca, simbol, karakter khusus, dan spasi berlebih. Langkah ini dilakukan agar data yang digunakan memiliki kualitas yang lebih baik serta mempermudah proses pengolahan pada tahap selanjutnya.

2. Penyeragaman Huruf

Tahap ini dilakukan dengan mengubah seluruh karakter pada ulasan menjadi huruf kecil (lowercase). Tujuannya adalah menjaga konsistensi penulisan sehingga perbedaan penggunaan huruf kapital tidak menyebabkan kata yang memiliki arti sama dianggap sebagai token yang berbeda.

3. Tokenisasi

Tokenisasi merupakan proses pemisahan setiap ulasan menjadi kumpulan kata atau token. Hasil dari proses ini digunakan sebagai dasar pengolahan teks pada tahapan berikutnya karena setiap token akan diproses secara terpisah.

4. Penghapusan Kata Umum

Tahap penghapusan kata umum bertujuan menghilangkan kata-kata yang tidak memberikan informasi penting dalam analisis sentimen, seperti "dan", "yang", "di", "ke", serta kata-kata umum lainnya. Dengan demikian, proses analisis dapat lebih berfokus pada kata-kata yang mengandung informasi maupun opini pengguna.

5. Pencarian Kata Dasar

Pada tahap ini, setiap kata berimbuhan diubah menjadi bentuk dasarnya menggunakan pustaka *Sastrawi*. Proses tersebut dilakukan untuk menyeragamkan variasi penulisan kata sehingga kata-kata yang bermakna sama direpresentasikan dalam bentuk dasar yang konsisten.

2.3. Pelabelan Sentimen

Setelah tahap prapemrosesan selesai dilakukan, setiap ulasan diberi label sentimen sebagai kelas target [11]. Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan bahasa pemrograman Python yang dijalankan di Google Colaboratory dengan mengacu pada nilai rating yang diberikan pengguna di Google Play Store. Pada penelitian ini, ulasan dengan rating 4 dan 5 ditetapkan sebagai sentimen positif, sedangkan ulasan dengan rating 1 dan 2 dimasukkan ke dalam kategori sentimen negatif. Sementara itu, ulasan dengan rating 3 tidak digunakan dalam proses analisis karena dianggap merepresentasikan sentimen netral yang berpotensi menimbulkan ketidakjelasan pada proses klasifikasi [12]. Hasil dari tahapan ini berupa data yang telah terbagi ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif, yang selanjutnya dimanfaatkan sebagai kelas target pada proses pelatihan dan pengujian model.

2.4. Ekstraksi Fitur Menggunakan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Tahap ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik [13]. Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensinya dalam suatu dokumen serta tingkat kepentingannya terhadap keseluruhan dokumen. Representasi numerik yang dihasilkan dari proses pembobotan TF-IDF selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi sentimen.

2.5. Pembagian Data

Dataset yang telah melalui proses ekstraksi fitur selanjutnya dipisahkan menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 [14]. Pemisahan ini bertujuan agar model dapat dibangun menggunakan data latih, kemudian dievaluasi menggunakan data uji untuk mengetahui kemampuannya dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

2.6. Penyeimbangan Data Menggunakan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE)

Sebelum model klasifikasi dibangun, data latih terlebih dahulu diseimbangkan menggunakan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Metode yang diperkenalkan oleh Chawla dkk. Hal tersebut mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas melalui pembentukan sampel sintetis pada kelas yang memiliki jumlah data lebih sedikit dengan memanfaatkan karakteristik data yang sudah ada [15].

Pada penelitian ini, penerapan SMOTE hanya dilakukan pada data latih sebelum proses klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Langkah tersebut bertujuan menghasilkan distribusi data yang lebih seimbang sehingga model tidak hanya dipengaruhi oleh kelas dengan jumlah data terbesar, tetapi juga mampu mempelajari pola dari kelas yang kurang terwakili secara lebih optimal.

2.7 Klasifikasi Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM)

Tahap klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [16]. Model dibentuk menggunakan data latih yang telah melalui proses penyeimbangan dengan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Selanjutnya, kinerja model dievaluasi menggunakan data uji yang dipisahkan dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik yang mampu memisahkan data berdasarkan dua kategori sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Persamaan *hyperplane* ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

Pada persamaan tersebut, w menyatakan vektor bobot, x merupakan data masukan, dan b adalah nilai bias yang digunakan untuk menentukan posisi *hyperplane* dalam proses klasifikasi menggunakan metode SVM. Model yang telah dilatih kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Canva dan Figma.

2.8. Evaluasi Model

Performa model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan membandingkan hasil prediksi model dengan kelas aktual [17]. Berdasarkan matriks tersebut, dihitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator untuk mengukur kinerja model klasifikasi, yang ditunjukkan pada Persamaan (2) sampai dengan Persamaan (5).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Persamaan (2) sampai Persamaan (5): Evaluasi model didasarkan pada empat komponen dalam *confusion matrix*, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). TP menunjukkan prediksi yang benar pada kelas positif, sedangkan TN menunjukkan prediksi yang benar pada kelas negatif. Sebaliknya, FP terjadi ketika data negatif diprediksi sebagai positif, sedangkan FN terjadi ketika data positif diklasifikasikan sebagai negatif. Nilai keempat komponen tersebut kemudian digunakan untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator kinerja model.

2.9. Implementasi Hasil

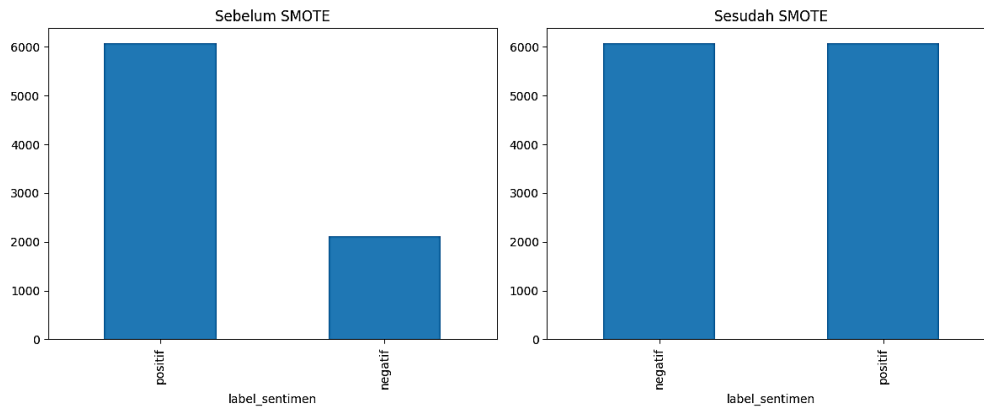
Hasil analisis pada penelitian ini disajikan melalui tahap implementasi dalam berbagai visualisasi agar lebih mudah dipahami. Visualisasi dibuat menggunakan Google Colaboratory dan meliputi distribusi sentimen, *confusion matrix*, *word cloud*, serta kata-kata yang paling sering muncul pada masing-masing kategori sentimen. Informasi yang dihasilkan kemudian digunakan untuk mengidentifikasi perbedaan persepsi pengguna terhadap aplikasi Canva dan Figma berdasarkan ulasan di Google Play Store. Selain itu, hasil tersebut juga dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pengembang dalam melakukan evaluasi dan penyempurnaan fitur maupun layanan aplikasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Dataset dan Hasil Distribusi Sentimen

Penelitian ini menggunakan data ulasan pengguna aplikasi Canva dan Figma yang diperoleh dari Google Play Store pada periode 2023–2026. Setelah melalui proses prapemrosesan, diperoleh sebanyak 8.192 ulasan, terdiri atas 4.738 ulasan Canva dan 3.454 ulasan Figma. Hasil pelabelan sentimen menunjukkan bahwa aplikasi Canva memiliki 4.203 ulasan dengan sentimen positif dan 535 ulasan dengan sentimen negatif. Sementara itu, aplikasi Figma memiliki 1.874 ulasan dengan sentimen positif dan 1.580 ulasan dengan sentimen negatif. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi kedua aplikasi, terutama pada Canva yang memiliki proporsi sentimen positif lebih tinggi dibandingkan Figma.

Distribusi Sentimen Sebelum dan Sesudah Penerapan SMOTE memaparkan hasil implementasi metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE), serta pembahasan hasil pengujian model. Penyajian dilakukan melalui tabel, grafik, dan visualisasi pendukung untuk memberikan gambaran mengenai kinerja model dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Canva dan Figma.



Gambar 2. Distribusi Sentimen Sebelum dan Sesudah Penerapan SMOTE

Berdasarkan Gambar 2, distribusi sentimen sebelum penerapan SMOTE menunjukkan adanya ketidakseimbangan jumlah data pada setiap kelas. Jumlah data sentimen positif sebanyak 6.077 ulasan, sedangkan sentimen negatif sebanyak 2.115 ulasan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kelas sentimen positif mendominasi dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Setelah penerapan SMOTE, jumlah data pada kedua kelas menjadi seimbang, yaitu masing-masing sebanyak 6.077 data. Hasil tersebut menunjukkan bahwa proses penyeimbangan data berhasil meningkatkan jumlah data pada kelas sentimen negatif sehingga memiliki jumlah yang sama dengan kelas sentimen positif. Distribusi data yang lebih seimbang diharapkan dapat membantu model mempelajari karakteristik kedua kelas sentimen dengan lebih baik. Dengan demikian, model tidak hanya berfokus pada kelas mayoritas, tetapi juga memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali pola pada kelas minoritas, sehingga potensi bias klasifikasi dapat dikurangi.

3.2. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi Sentimen

3.2.1. Hasil Evaluasi Model

Setelah dilakukan proses pelatihan dan pengujian menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi Canva dan Figma. Tabel 1 menunjukkan hasil evaluasi model SVM setelah dilakukan penyeimbangan data menggunakan metode SMOTE.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Hasil Evaluasi Model SVM

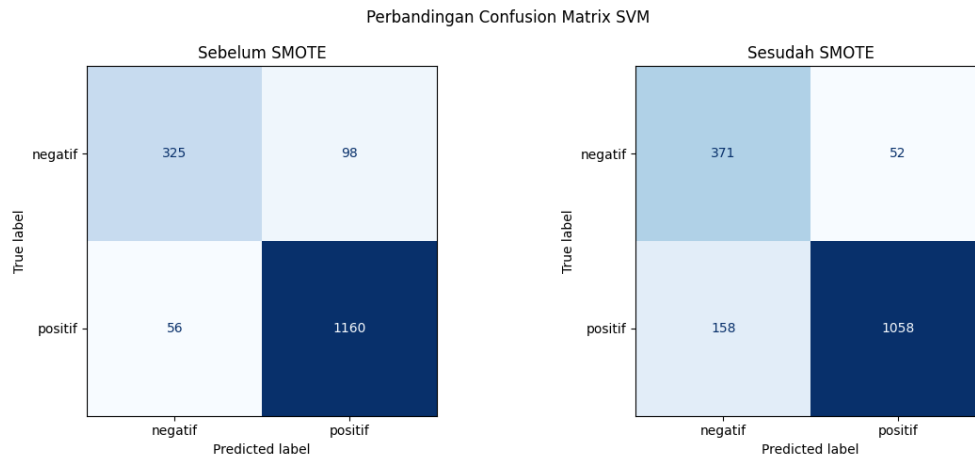
Metrik	Nilai (%)
Accuracy	87,19
Precision	95,32
Recall	87,01
F1-Score	90,97

Berdasarkan Tabel 1, model SVM memperoleh nilai accuracy sebesar 87,19%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar. Nilai precision sebesar 95,32% menunjukkan bahwa prediksi sentimen yang dihasilkan model memiliki tingkat ketepatan yang tinggi. Selain itu, nilai recall sebesar 87,01% menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada setiap kelas sentimen. Nilai F1-score sebesar 90,97% menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall, sehingga model dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen pada ulasan pengguna Canva dan Figma.

3.2.2. Perbandingan Confusion Matrix SVM Sebelum dan Sesudah Penerapan SMOTE

Gambar 3 menunjukkan, sebelum penerapan SMOTE, model SVM menghasilkan prediksi benar sebanyak 325 ulasan pada kelas sentimen negatif dan 1.160 ulasan pada kelas sentimen positif. Setelah penerapan SMOTE, jumlah prediksi yang benar pada kelas negatif meningkat menjadi 371 ulasan, sedangkan pada kelas positif menurun menjadi 1.058 ulasan.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan SMOTE meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kelas sentimen negatif sebagai kelas minoritas. Namun, peningkatan tersebut diikuti dengan penurunan jumlah prediksi yang benar pada kelas sentimen positif. Secara keseluruhan, SMOTE membantu menghasilkan distribusi prediksi yang lebih seimbang pada kedua kelas sentimen.



Gambar 3. Perbandingan Confusion Matrix SVM

3.2.3. Perbandingan Performa Model Sebelum dan Sesudah Penerapan SMOTE

Perbandingan performa dilakukan untuk mengetahui pengaruh penerapan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) terhadap kinerja model *Support Vector Machine* (SVM). Metrik yang dibandingkan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Dalam perhitungan ini, sentimen positif ditetapkan sebagai kelas positif.

Tabel 2. Perbandingan Performa Model SVM Sebelum dan Sesudah Penerapan SMOTE

Metrik	Sebelum SMOTE (%)	Sesudah SMOTE (%)
<i>Accuracy</i>	90,60	87,19
<i>Precision</i>	92,21	95,32
<i>Recall</i>	95,39	87,01
<i>F1-score</i>	93,78	90,97

Berdasarkan Tabel 2, model SVM sebelum penerapan SMOTE memperoleh nilai *accuracy* sebesar 90,60%, *precision* sebesar 92,21%, *recall* sebesar 95,39%, dan *F1-score* sebesar 93,78%. Setelah penerapan SMOTE, nilai *accuracy* menjadi 87,19%, *precision* meningkat menjadi 95,32%, sedangkan *recall* dan *F1-score* masing-masing menjadi 87,01% dan 90,97%.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan SMOTE tidak meningkatkan seluruh metrik evaluasi secara bersamaan. Nilai *precision* meningkat, sedangkan *accuracy*, *recall*, dan *F1-score* menurun. Meskipun demikian, berdasarkan hasil *confusion matrix*, jumlah sentimen negatif yang diklasifikasikan dengan benar meningkat dari 325 menjadi 371 ulasan, sedangkan sentimen negatif yang salah diprediksi sebagai positif menurun dari 98 menjadi 52 ulasan. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan SMOTE meningkatkan kemampuan model dalam mengenali sentimen negatif sebagai kelas minoritas, meskipun terjadi penurunan kemampuan dalam mengklasifikasikan kelas positif. Dengan demikian, SMOTE memberikan distribusi kemampuan klasifikasi yang lebih seimbang antara kelas positif dan negatif.

3.3. Analisis WordCloud

3.3.1. WordCloud Sentimen Positif Canva dan Figma

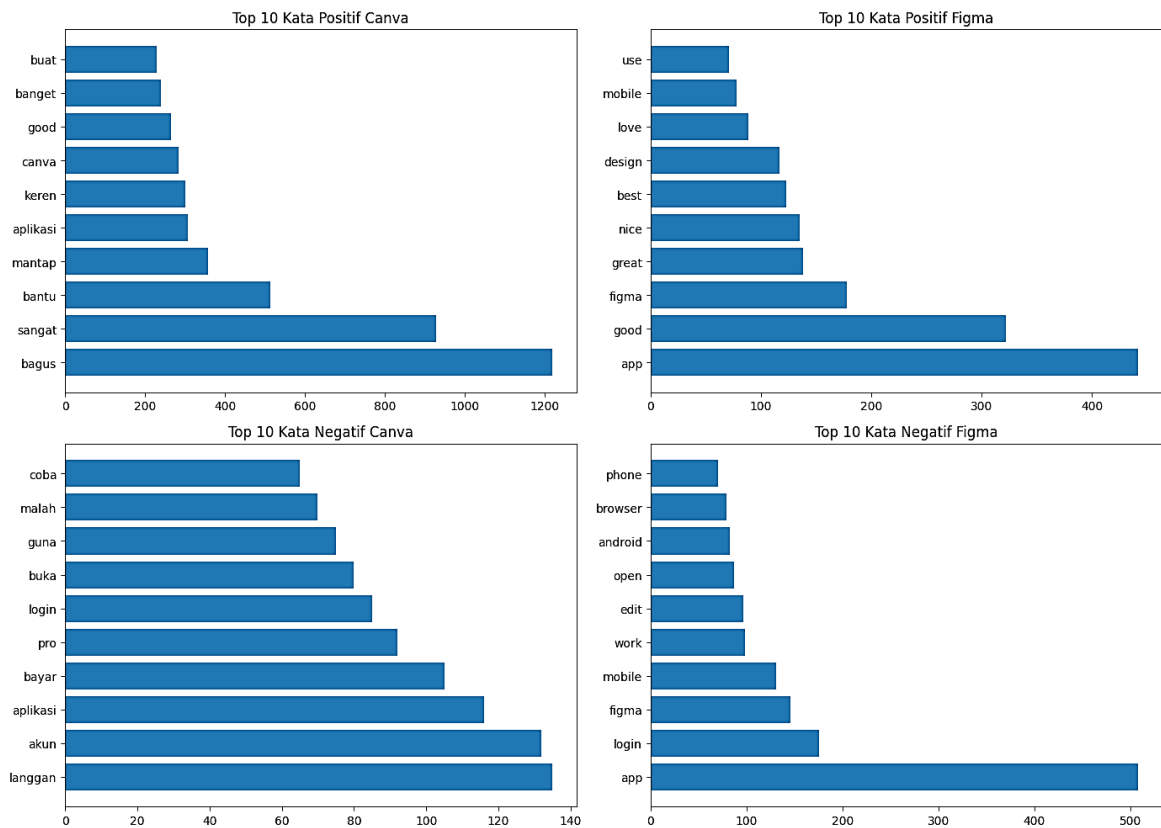
Berdasarkan Gambar 4, WordCloud sentimen positif Canva didominasi oleh kata-kata seperti bagus, sangat, bantu, mantap, keren, dan mudah. Dominasi kata-kata tersebut menunjukkan bahwa pengguna memberikan penilaian positif terhadap kemudahan penggunaan aplikasi serta manfaat Canva dalam mendukung aktivitas desain. Selain itu, kemunculan kata "mantap" dan "keren" menunjukkan tingkat kepuasan pengguna terhadap fitur yang tersedia di aplikasi Canva.

Pada aplikasi Figma, WordCloud sentimen positif didominasi oleh kata-kata good, great, easy, design, use, dan best. Kata-kata tersebut menunjukkan bahwa pengguna memberikan apresiasi terhadap kemudahan penggunaan, desain, serta pengalaman menggunakan aplikasi secara keseluruhan. Dominasi kata "design" dan "easy" mengindikasikan bahwa Figma dinilai mampu mendukung kebutuhan desain pengguna dengan antarmuka yang mudah digunakan.

3.3.2. WordCloud Sentimen Negatif Canva dan Figma

Berdasarkan Gambar 5, WordCloud sentimen negatif Canva didominasi oleh kata "apk", "bisa", "langgan", dan "bagus". Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa sebagian pengguna masih mengalami kendala saat menggunakan aplikasi maupun layanan berlangganan yang tersedia di Canva. Selain

kelas dalam analisis sentimen. Namun, perbedaan nilai performa antarpelatihan dapat dipengaruhi oleh jumlah dan distribusi data, metode pelabelan, karakteristik bahasa ulasan, parameter model, serta teknik ekstraksi fitur. Penggunaan TF-IDF dalam penelitian ini mampu merepresentasikan kepentingan setiap kata, tetapi belum sepenuhnya memahami konteks kalimat, negasi, ironi, dan hubungan antarkata. Variasi penggunaan bahasa Indonesia, bahasa Inggris, istilah teknis, dan bahasa tidak baku juga dapat menyebabkan terjadinya kesalahan klasifikasi.



Gambar 6. Top 10 Kata Sentimen Positif dan Negatif pada Canva dan Figma

Hasil analisis word cloud dan frekuensi kata menunjukkan bahwa pengalaman negatif pengguna Canva lebih banyak berkaitan dengan layanan berlangganan, pembayaran, dan pengelolaan akun. Sementara itu, keluhan pengguna Figma lebih sering berkaitan dengan proses login, akses melalui perangkat mobile, penggunaan browser, serta fungsi penyuntingan. Temuan tersebut memberikan implikasi praktis bahwa pengembang Canva perlu meningkatkan transparansi layanan berlangganan, kemudahan pembayaran, serta pengelolaan akun. Pengembang Figma perlu memprioritaskan stabilitas akses, kompatibilitas perangkat seluler, serta optimalisasi fitur penyuntingan. Pada saat yang sama, kedua pengembang perlu mempertahankan kemudahan penggunaan dan kualitas fitur desain yang telah memperoleh banyak respons positif dari pengguna.

4. KESIMPULAN

Penelitian terhadap 8.192 ulasan pengguna Canva dan Figma di *Google Play Store* menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) mampu menghasilkan kinerja klasifikasi sentimen yang baik. Model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 87,19%, *precision* 95,32%, *recall* 87,01%, dan *F1-score* 90,97%. Penerapan SMOTE membantu menyeimbangkan distribusi data dan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kelas sentimen negatif. Sentimen positif mendominasi ulasan pada kedua aplikasi tersebut. Pengguna Canva memberikan apresiasi terhadap kemudahan penggunaan dan manfaat aplikasi dalam mendukung aktivitas desain, sedangkan pengguna Figma menilai positif kualitas fitur serta pengalaman penggunaannya. Keluhan pengguna Canva lebih banyak berkaitan dengan layanan berlangganan, pembayaran, dan pengelolaan akun, sementara keluhan pengguna Figma lebih banyak berkaitan dengan kendala *login*, penggunaan pada perangkat *mobile*, akses melalui *browser*, dan proses penyuntingan desain. Penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan SVM dengan algoritma lain, termasuk *Naïve Bayes*, *Random Forest*, serta pendekatan *deep learning* seperti LSTM atau BERT. Penerapan *aspect-based sentiment analysis* juga diperlukan untuk mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap fitur atau layanan tertentu secara lebih rinci. Selain itu, penggunaan data lintas

platform, seperti *Google Play Store*, *Apple App Store*, forum pengguna, dan media sosial, dapat memperluas cakupan data serta meningkatkan kemampuan generalisasi hasil penelitian. Metode pelabelan yang mempertimbangkan isi teks, bukan hanya rating pengguna, juga dapat digunakan untuk menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat.

REFERENSI

- [1] A. S. A. Rafsanjani, D. L. Fithri, and Supriyono, "Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi KitaLulus pada Google Play Store dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 14, no. 5, pp. 2519–2530, 2025, doi: 10.32520/stmsi.v14i5.5519.
- [2] R. Y. Hayuningtyas and R. Sari, "Analisis sentimen terhadap pengguna aplikasi Instagram di Google Play Store menggunakan Support Vector Machine," *Journal of Accounting Information System*, vol. 5, no. 1, pp. 32–43, Jun. 2025.
- [3] C. Wulandari, L. Sunardi, and H. Hasbiana, "Analisis sentimen aplikasi Spotify pada ulasan pengguna di Google Play Store menggunakan metode Support Vector Machine," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 5, pp. 2588–2595, Apr. 2024, doi: 10.30865/klik.v4i5.1762.
- [4] A. B. Muzayyanah, R. E. Pawening, and Z. Arifin, "Analisis sentimen pada ulasan aplikasi eHadrah di Google Play Store menggunakan Support Vector Machine (SVM)," *IDEALIS: InDonEsiA Journal Information System*, vol. 7, no. 2, pp. 258–266, Jul. 2024, doi: 10.36080/idealis.v7i2.3250.
- [5] E. Subowo, N. Kholidah, and H. Tribuwono, "Algoritma Support Vector Machine untuk analisis sentimen ulasan aplikasi AXISnet di Google Play Store," *KOMPUTEK: Jurnal Teknik Universitas Muhammadiyah Ponorogo*, vol. 8, no. 1, pp. 36–42, Apr. 2024, doi: 10.24269/jkt.v8i1.2653.
- [6] D. F. Nawulansih, N. C. Santi, and I. A. Sa'ida, "Analisis sentimen ulasan aplikasi DANA di Google Play Store: Penerapan Support Vector Machine dan Synthetic Minority Over-sampling Technique," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 9, pp. 2660–2671, Sep. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.1053.
- [7] D. Saputra and M. R. Pribadi, "Analisis sentimen masyarakat terhadap layanan provider internet di Indonesia menggunakan SVM," *MDP Student Conference*, vol. 2, no. 1, pp. 32–41, Apr. 2023, doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.4554.
- [8] P. K. Sitorus, F. Al Ashri, F. D. Ryandi, F. Dwisima, D. E. Putra, and C. Rozikin, "Analisis sentimen komentar aplikasi Stockbit di Google Play Store menggunakan Support Vector Machine," *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 9, no. 6, pp. 10116–10123, Nov. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i6.16360.
- [9] R. Hasanah, S. Sani SR, M. Munzir, A. A. Firdaus, C. Sulton, and M. Yunus, "Sentiment analysis of user reviews of TikTok app on Google Play Store using Naïve Bayes algorithm," *Indonesian Journal of Modern Science and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 58–64, May 2025, doi: 10.64021/ijmst.1.2.58-64.2025.
- [10] L. Rhomaningtias, A. Khairunisa, S. S. M. Wara, and K. M. Hindrayani, "Analisis sentimen ulasan aplikasi Smile Indonesia menggunakan metode Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM)," *HOAQ: Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 16, no. 1, pp. 79–91, May 2025, doi: 10.52972/hoaq.vol16no1.p79-91.
- [11] M. R. Borbon and R. A. Ebardo, "Social media discussions on educators: Selecting and appraisal of recent research using TF-IDF," *Computers and Education Open*, vol. 9, Art. no. 100293, Dec. 2025, doi: 10.1016/j.caeo.2025.100293.
- [12] A. Ichwani, R. I. Kesuma, A. Setiawan, I. E. Wicaksono, and R. Hanifah, "Preventing data leakage in classification via integrated machine learning pipelines: Preprocessing, feature transformation, and hyperparameter tuning," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 7, no. 1, pp. 391–410, Feb. 2026, doi: 10.52436/1.jutif.2026.7.1.5490.
- [13] R. Suguna, J. Suriya Prakash, H. Aditya Pai, T. R. Mahesh, V. Vinoth Kumar, and T. E. Yimer, "Mitigating class imbalance in churn prediction with ensemble methods and SMOTE," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, Art. no. 16256, May 2025, doi: 10.1038/s41598-025-01031-0.
- [14] A. Bahmani, "Fusion of statistical and stylistic text features with SVM for Persian sentiment analysis," *Journal of Future Artificial Intelligence and Technologies*, vol. 2, no. 4, pp. 534–548, Dec. 2025, doi: 10.62411/faith.3048-3719-287.
- [15] D. S. Nurrochmah, N. Rahaningsih, R. D. Dana, and C. L. Rohmat, "Penerapan algoritma Naive Bayes dalam analisis sentimen ulasan aplikasi KitaLulus di Google Play Store," *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 11, no. 1, pp. 1–11, 2025, doi: 10.54914/jit.v11i1.1544.