

Implementation of Support Vector Machine for Classifying User Reviews on the Sentuh Tanahku Application

Ayu Febriani ^{1*}, Khothibul Umam ^{2*}, Mokhammad Iklil Mustofa ^{3*}

* Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Walisongo Semarang
ayufebriani916@gmail.com¹, khotibul_umam@walisongo.ac.id², iklil@walisongo.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2025-06-16

Revised 2025-06-30

Accepted 2025-07-03

Keyword:

Support Vector Machine,
Review Analysis,
Sentuh Tanahku Application.

ABSTRACT

User reviews play a crucial role in the development of digital public service applications, as they reflect user satisfaction and service quality. This study aims to classify user reviews of the Sentuh Tanahku application into two sentiment categories, namely positive and negative, by applying the Support Vector Machine (SVM) algorithm. A total of 13,231 reviews obtained from Kaggle were processed through text preprocessing stages including case folding, tokenizing, stopwords removal, and stemming. The TF-IDF technique was employed to convert text data into numerical vectors, followed by classification using SVM with hyperparameter tuning via RandomizedSearchCV. The evaluation results showed that the SVM model achieved an accuracy of 91% on training data and 84% on testing data. To assess its performance, the study compared SVM with baseline algorithms, namely Naïve Bayes and Logistic Regression. The comparison revealed that Logistic Regression and Naïve Bayes outperformed SVM with accuracy scores of 88.84% and 88.68%, respectively. Despite this, SVM remained competitive in maintaining balanced metrics across both classes. These findings highlight that algorithm performance in sentiment classification is highly influenced by the nature of the dataset. This study is expected to contribute as a reference for improving user opinion analysis methods in Indonesian-language public service applications.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Implementasi aplikasi e-government seperti Sentuh Tanahku merupakan langkah strategis pemerintah dalam meningkatkan efisiensi layanan pengelolaan sertifikat tanah dan dokumen pertanahan secara digital. Aplikasi ini memfasilitasi pemantauan status sertifikat, pelaporan masalah, dan verifikasi data melalui antarmuka daring yang mudah diakses, sehingga berpotensi meningkatkan transparansi dan akuntabilitas layanan publik.

Sentuh Tanahku adalah aplikasi mobile yang dibuat oleh lembaga pemerintah di bawah nama Kementerian ATR/BPN RI. Aplikasi ini ditujukan agar masyarakat lebih mudah dalam mengakses layanan dan informasi pertanahan. Fitur utama dalam aplikasi ini meliputi pengecekan sertifikat tanah, informasi berkas, plotting bidang tanah, pelaporan masalah, dan informasi layanan. Dengan kehadiran aplikasi ini,

diharapkan masyarakat dapat mengakses layanan pertanahan secara lebih efisien, transparan, dan akuntabel.

Meskipun memiliki potensi yang besar, keberhasilan implementasi Sentuh Tanahku sangat bergantung pada kepuasan dan pengalaman pengguna. Namun, jumlah ulasan yang sangat besar pada platform Google Play menghadirkan tantangan tersendiri dalam proses ekstraksi wawasan secara manual. Selain menyita waktu, pendekatan manual juga rentan terhadap subjektivitas dan kesalahan interpretasi. Ulasan yang ambigu atau tidak relevan semakin mempersulit identifikasi isu spesifik yang perlu segera diperbaiki oleh pengembang. Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes untuk menganalisis opini pengguna aplikasi sejenis, dengan akurasi mencapai 89 % [1]. Namun, dalam beberapa studi, metode tersebut menghadapi tantangan dalam menangani keberagaman struktur bahasa dan karakteristik data teks

berdimensi tinggi. Oleh sebab itu, penelitian ini mengimplementasikan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai alternatif yang telah banyak digunakan dalam berbagai kasus klasifikasi teks sejenis, untuk menguji efektivitasnya dalam menganalisis opini pengguna aplikasi Sentuh Tanahku.

Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam berbagai studi klasifikasi teks. SVM telah digunakan untuk klasifikasi ulasan produk kecantikan dengan tampilan aspek mencapai akurasi sebesar 93% [2]. Di ranah aplikasi mobile, penelitian pada ulasan Shopee App juga menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan akurasi 84,71% dibandingkan Random Forest 82,21% [3]. Selain itu, SVM juga berhasil digunakan dalam analisis aspek ulasan aplikasi seperti KAI Access dengan akurasi 91,63% [4]. Temuan-temuan ini memperlihatkan bahwa SVM merupakan algoritma yang andal dalam menangani teks berdimensi tinggi, mendorong penelitian ini untuk menguji efektivitasnya pada ulasan pengguna aplikasi Sentuh Tanahku.

Riset ini memanfaatkan dataset berupa ulasan pengguna aplikasi Sentuh Tanahku yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset ini berisi teks ulasan, skor (rating) yang diberikan pengguna, serta metadata lainnya. Penggunaan dataset publik ini memungkinkan replikasi penelitian dan perbandingan hasil dengan studi lainnya.

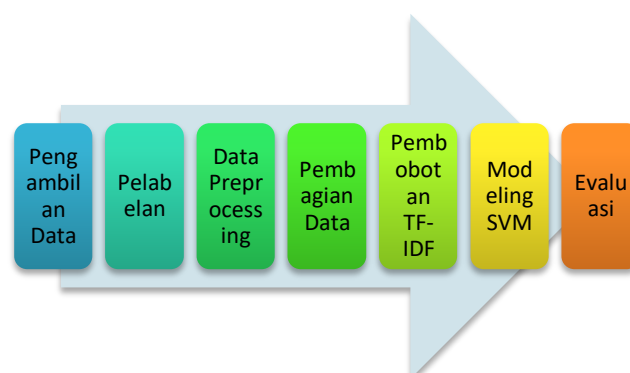
Studi ini difokuskan untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi "Sentuh Tanahku" melalui penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai upaya mendeteksi kecenderungan tanggapan positif dan negatif. Pemilihan SVM didasarkan pada kemampuannya yang terbukti unggul dalam klasifikasi teks berdimensi tinggi. Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SVM mampu mencapai akurasi tinggi dalam analisis ulasan produk, dengan akurasi mencapai 89.9% [5], bahkan mencapai 98–100% bila digabungkan dengan teknik ensemble voting [6]. Sebagai algoritma supervised learning, SVM menentukan hyperplane yang paling efisien guna membedakan kelas-kelas data, dan sangat efektif bila diterapkan pada data teks yang telah diproses dengan pembobotan TF-IDF [7].

Melalui penelitian ini, diharapkan akan bermanfaat bagi beberapa aspek penting. Pertama, mengembangkan model analisis opini yang lebih akurat dan efisien untuk mengolah ulasan pengguna aplikasi layanan publik digital. Kedua, menyediakan rekomendasi strategis berbasis data kepada pengembang aplikasi Sentuh Tanahku dalam rangka meningkatkan kualitas fitur dan kepuasan pengguna. Ketiga, memberikan wawasan kepada pembuat kebijakan tentang bagaimana opini pengguna dapat dimanfaatkan untuk memperbaiki efektivitas dan akuntabilitas layanan publik. Sebagai contoh, analisis opini dapat mengungkap bahwa pengguna sering mengeluhkan kesulitan dalam proses verifikasi data sertifikat. Informasi seperti ini dapat membantu pengembang memprioritaskan perbaikan fitur

secara lebih tepat guna, sehingga mendorong peningkatan kinerja aplikasi secara menyeluruh.

II. METODE

Studi ini mengadopsi pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan metode klasifikasi berbasis machine learning, yaitu algoritma Support Vector Machine (SVM), guna mengetahui opini pengguna mengenai aplikasi Sentuh Tanahku. Pendekatan kuantitatif dipilih karena mampu mengolah data dalam jumlah besar secara objektif dan sistematis, serta memungkinkan pengambilan kesimpulan berbasis statistik [8]. Metode yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi tujuh tahapan penting, yaitu: pengambilan data, pelabelan, data *preprocessing*, pembagian data, pembobotan TF-IDF, *modeling* SVM, dan evaluasi model. Gambar 1 menunjukkan kerangka penelitian.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

A. Pengambilan Data

Data dalam studi ini diambil dari situs Kaggle melalui tautan <https://www.kaggle.com/datasets/nuricahyono/sentuh-tanahku>, berupa file CSV yang berisi 13.231 tanggapan pengguna aplikasi Sentuh Tanahku dari layanan Google Play Store. Setiap entri dalam dataset ini mencakup informasi berupa teks ulasan, skor atau rating, serta beberapa data tambahan terkait waktu unggah dan identitas pengguna anonim. Dataset ini dipilih karena bersifat publik dan terbuka, sehingga memungkinkan penelitian dilakukan secara transparan serta dapat direplikasi oleh peneliti lain untuk studi sejenis di masa mendatang.

B. Pelabelan

Penentuan label dilakukan dengan mengklasifikasikan data menjadi dua kategori, yaitu positif dan negatif. Ulasan dengan skor atau rating ≥ 4 termasuk ke dalam kategori ulasan positif, sementara ulasan dengan skor ≤ 2 termasuk ke dalam kategori ulasan negatif. Ulasan dengan skor 3 dianggap netral dan dihapus dari dataset. Tahapan ini bertujuan untuk menyederhanakan proses klasifikasi menjadi dua kelas utama yang lebih fokus [9].

Berdasarkan hasil pelabelan, diperoleh sebanyak 7.586 data positif dan 4.782 data negatif. Distribusi ini menunjukkan bahwa dataset tidak seimbang, dengan jumlah

ulasan positif lebih banyak dibandingkan ulasan negatif. Oleh karena itu, dalam proses evaluasi performa model, selain menggunakan metrik akurasi, juga digunakan metrik precision, recall, dan F1-score untuk memastikan performa klasifikasi di masing-masing kelas tetap seimbang.

Proses pelabelan ini dilakukan secara otomatis berbasis aturan (rule-based labeling) dengan menggunakan nilai skor rating ulasan, sehingga tidak melibatkan anotasi manual oleh manusia.

C. Data Preprocessing

Untuk melakukan analisis sentimen, langkah penting yang diperlukan adalah praprosesan data atau data preprocessing. Proses ini bertujuan untuk menyempurnakan dan membersihkan data agar memiliki struktur yang sesuai untuk dianalisis [10]. Dalam tahap ini, data teks mentah diproses untuk membersihkan data dari noise atau bagian yang tidak penting, seperti simbol, angka, tanda baca, dan spasi ganda. Selain itu, dilakukan proses konversi teks ke huruf kecil dengan tujuan untuk standarisasi. Pada penelitian ini, tahapan pra-pemrosesan data terdiri dari beberapa proses, diantaranya:

1) Case Folding

Tahap case folding bertujuan sebagai proses mengubah seluruh huruf dalam teks ulasan menjadi huruf kecil [11]. Proses ini digunakan untuk menjaga konsistensi data dan menghindari perbedaan interpretasi antara kata yang semestinya identik, tetapi mengalami perbedaan penulisan dalam penggunaan huruf kapital dan huruf kecil.

2) Tokenizing

Pada proses tokenizing teks dipecah menjadi bagian-bagian kecil atau frasa-frasa terpisah, biasanya berdasarkan spasi dan tanda baca [12]. Setiap ulasan dibedakan berdasarkan spasi atau tanda baca sehingga membentuk satuan kata yang berdiri sendiri. Tahap ini bertujuan untuk mempermudah proses analisis berikutnya karena teks yang semula berupa kalimat utuh telah diubah menjadi daftar kata yang dapat diolah secara individu.

3) Stopwords

Tahap berikutnya yaitu stopwords, metode ini ditujukan untuk membuang kata-kata yang tidak memberikan nilai informasi penting dalam menentukan sentimen [13]. Contoh stopwords dalam Bahasa Indonesia antara lain “dan”, “atau”, “di”, “ke”, dan “yang”. Tahapan ini bertujuan untuk memfokuskan analisis hanya pada kata-kata yang relevan dan memiliki arti signifikan terhadap penentuan sentimen.

4) Stemming

Proses stemming dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan SnowballStemmer dari NLTK untuk mengonversi kata menjadi bentuk dasarnya. Kata-kata yang memiliki imbuhan di awal, tengah, atau akhir seperti “bermain”, “dimainkan”, dan “memainkan” akan dikembalikan menjadi kata dasar “main”. Proses ini penting

dilakukan agar beragam istilah yang memiliki makna sejenis dapat disatukan, dengan demikian analisis dapat dilakukan lebih konsisten tanpa terpengaruh oleh perbedaan bentuk kata [14].

D. Pengambilan Data

Pembagian data atau data splitting bertujuan untuk membagi dataset menjadi beberapa subset untuk keperluan pelatihan (training) dan uji coba (testing) model machine learning [15]. Fokus utama dari pemisahan data ini dilakukan guna mengevaluasi performa model melalui data yang belum pernah terlihat oleh model sebelumnya secara objektif. Dengan cara ini, kita bisa mengukur seberapa baik model melakukan generalisasi terhadap data baru.

E. Pembobotan TF-IDF

Pada tahap ini, data berbentuk teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Setiap kata dalam dataset diberi bobot berdasarkan frekuensi kemunculannya di sebuah ulasan (Term Frequency atau TF) dan kelangkaannya di seluruh kumpulan data (Inverse Document Frequency atau IDF) [16]. Semakin sering sebuah kata muncul dalam satu dokumen dan jarang muncul di dokumen lain, semakin besar bobot TF-IDF-nya. Proses ini efektif dalam menangkap kata-kata penting yang menjadi penentu sentimen dalam sebuah ulasan.

Selain TF-IDF, metode representasi teks lain seperti Count Vectorizer dan word embeddings (misalnya Word2Vec atau BERT) juga tersedia sebagai alternatif. Namun, dalam penelitian ini dipilih TF-IDF karena lebih sederhana, efisien, dan sesuai untuk skenario supervised learning berbasis Support Vector Machine (SVM) serta mampu memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata bermakna penting yang jarang muncul di dataset.

Setelah melalui tahapan praproses, data teks direpresentasikan menjadi vektor numerik menggunakan metode TF-IDF dengan parameter `max_features=5000` untuk membatasi jumlah fitur kata yang dipertimbangkan ke dalam model serta `ngram_range=(1,2)` agar dapat memperhitungkan unigram dan bigram dalam data teks. Hasil representasi ini berupa nilai bobot numerik untuk setiap kata dalam masing-masing ulasan, yang kemudian digunakan sebagai input vektor fitur ke dalam algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk proses klasifikasi.

F. Klasifikasi SVM

Klasifikasi termasuk ke dalam metode data mining yang memiliki tujuan guna menambahkan data ke dalam kategori tertentu sesuai dengan karakteristik atau fitur yang dimiliki [17]. Dalam analisis sentimen, SVM termasuk metode klasifikasi yang banyak dipakai. Metode ini bekerja dengan menemukan hyperplane yang paling cocok untuk membagi data ke dalam dua kelas atau lebih dengan jarak maksimum antar data dari kelas yang berbeda. Kelebihan utama SVM

ada pada kemampuannya dalam mengolah data berdimensi tinggi, contohnya data teks hasil ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta performanya yang stabil meskipun jumlah data terbatas [18].

Pada penelitian ini, klasifikasi dilakukan dengan algoritma SVM yang bekerja menentukan hyperplane optimal guna memisahkan data ke dalam dua kategori opini, yaitu positif dan negatif. Untuk meningkatkan performa model, dilakukan proses hyperparameter tuning dengan mengatur parameter-parameter penting dalam SVM, yaitu C, gamma, dan jenis kernel. Parameter C berfungsi sebagai regularisasi yang mengontrol trade-off antara margin maksimum dan kesalahan klasifikasi [19]. Semakin besar nilai C, model berusaha lebih keras mengklasifikasikan data dengan benar, tetapi dapat menyebabkan overfitting. Parameter gamma digunakan untuk menentukan seberapa jauh pengaruh sebuah data point terhadap pembuatan hyperplane, khususnya saat menggunakan kernel non-linear [20].

Rentang nilai yang diuji dalam penelitian ini untuk parameter C adalah [0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000], sedangkan nilai gamma dicoba pada [0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000]. Untuk parameter kernel, dilakukan pengujian menggunakan pilihan ['linear', 'rbf']. Kombinasi parameter tersebut dievaluasi menggunakan metode RandomizedSearchCV sebanyak 50 iterasi dan 4-fold cross-validation untuk memperoleh konfigurasi parameter terbaik.

Hasil tuning menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik diperoleh pada nilai C=10, gamma=0.1, dan kernel='linear'. Kombinasi parameter ini kemudian digunakan dalam proses pelatihan model akhir yang diterapkan pada data uji untuk memperoleh performa optimal.

Sebagai pembandingan (baseline), digunakan algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression. Naïve Bayes dipilih karena merupakan metode klasifikasi teks yang sederhana, cepat, dan banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen. Sementara itu, Logistic Regression dipilih karena memiliki kemampuan komputasi yang efisien dan cukup efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi. Dengan membandingkan performa ketiga algoritma tersebut, penelitian ini dapat mengevaluasi efektivitas algoritma SVM dalam mengolah data ulasan aplikasi Sentuh Tanahku secara lebih objektif.

G. Evaluasi

Evaluasi menjadi langkah yang digunakan untuk mengukur tingkat efektivitas algoritma kategorisasi yang diterapkan pada penelitian ini. Performa sistem dinilai dengan melibatkan metrik penilaian berupa akurasi, presisi, dan recall. Perhitungan melalui metrik ini memerlukan penerapan Confusion Matrix yang mencakup elemen-elemen seperti True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), serta False Negative (FN). Rumus Confusion

Matrix untuk perhitungan akurasi, presisi, dan recall dapat dilihat pada Persamaan (1) sampai dengan (3).

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

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

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

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

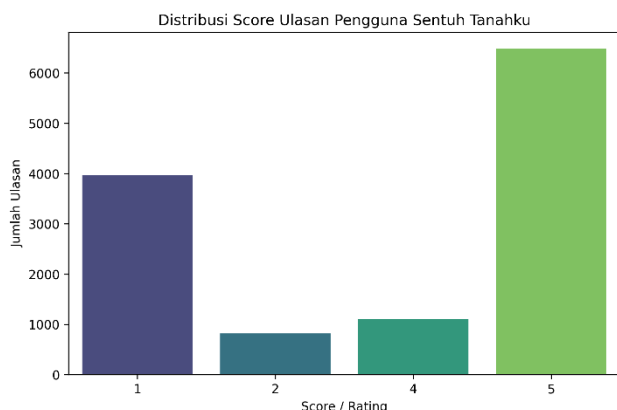
Bagian ini megulas mengenai proses yang digunakan selama penelitian, sesuai dengan alur yang telah dirancang dalam metode penelitian.

A. Pengambilan Data

Data sekunder dalam penelitian ini diambil dari situs Kaggle berupa file CSV yang memuat opini para pengguna aplikasi Sentuh Tanahku di Google Play Store. Dataset tersebut terdiri dari 13.231 entri yang mencakup teks ulasan, skor rating, dan beberapa informasi tambahan. Ulasan-ulasan tersebut selanjutnya dikategorikan ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif, sesuai dengan rating yang tercantum pada setiap ulasan pengguna. Tabel 1 dan Gambar 2 menampilkan data ulasan aplikasi Sentuh Tanahku yang diunduh dari Kaggle tanpa proses scraping tambahan.

TABEL I
DATA MENTAH

| <i>Username</i> | <i>Score</i> | <i>At</i> | <i>Content</i> |
|-----------------|--------------|---------------------|---------------------------------------------------|
| Pengguna Google | 5 | 2024-09-08 01:48:17 | Sangat membantu |
| Pengguna Google | 5 | 2024-09-07 14:39:43 | Aplikasi sangat membantu..hanya saja setelah u... |
| Pengguna Google | 2 | 2024-09-07 14:06:43 | ok |
| Pengguna Google | 4 | 2024-09-07 13:35:45 | Top markotop |
| Pengguna Google | 5 | 2024-09-07 07:59:21 | Sangay membantu |



Gambar 2. Distribusi Score Dataset

Setelah proses pengambilan data dilakukan, diperoleh hasil bahwa aplikasi Sentuh Tanahku menerima berbagai macam ulasan dari pengguna dengan nilai rating yang beragam. Ulasan tersebut terbagi dalam beberapa kategori berdasarkan jumlah bintang yang diberikan, mulai dari rating 1 hingga 5.

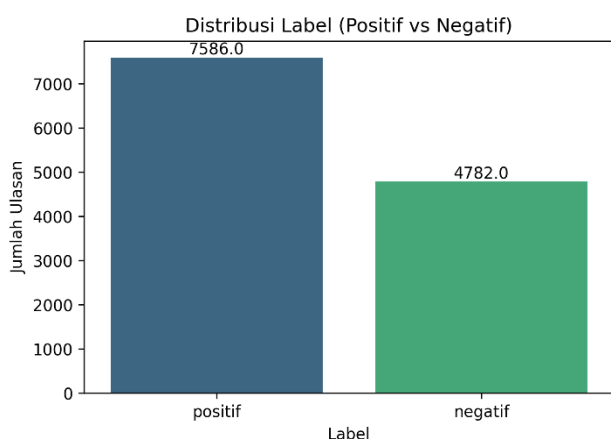
B. Pelabelan.

Hasil proses pelabelan data ditunjukkan pada Gambar 3, yang memperlihatkan contoh hasil pelabelan data ulasan

| score | | content | label |
|-------|---|---------------------------------------------------|---------|
| 0 | 5 | Sangat membantu | positif |
| 1 | 5 | Aplikasi sangat membantu..hanya saja setelah u... | positif |
| 2 | 2 | ok | negatif |
| 3 | 4 | Top markotop | positif |
| 4 | 5 | Sangay membantu | positif |

Gambar 3. Contoh Hasil Pelabelan

Selanjutnya, data yang telah diberi label dianalisis distribusinya untuk mengetahui jumlah masing-masing kategori. Distribusi jumlah data setelah proses pelabelan diperlihatkan pada Gambar 2.



Gambar 4. Distribusi Label

Berdasarkan Gambar 4, diketahui bahwa jumlah ulasan dalam kategori positif mencapai 7.586 data (61,3%), sedangkan kategori negatif berjumlah 4.782 data (38,7%). Distribusi ini menunjukkan bahwa dataset bersifat tidak seimbang, di mana ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif.

Proses pelabelan dilakukan secara otomatis berbasis aturan (rule-based labeling) menggunakan skor rating ulasan, sehingga kualitas anotasi sangat bergantung pada validitas skor rating sebagai representasi sentimen sebenarnya dari ulasan. Meski metode ini efisien, terdapat potensi bias, misalnya jika ada ulasan dengan isi negatif tetapi diberi rating tinggi oleh pengguna, atau sebaliknya. Hal ini bisa menyebabkan ketidakakuratan label yang dapat memengaruhi performa model.

Ketidakseimbangan jumlah data antar kategori dan potensi ketidaksesuaian antara skor rating dan isi teks ulasan dapat memunculkan bias model, di mana model cenderung lebih akurat dalam mengklasifikasikan kategori dengan jumlah data lebih banyak. Untuk meminimalkan dampak bias ini, evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik tambahan precision, recall, dan F1-score selain akurasi, sehingga performa klasifikasi di masing-masing kelas tetap dapat terukur secara proporsional.

C. Data Preprocessing

Proses berikutnya yaitu *preprocessing* data, yang menjadi langkah penting sebelum proses klasifikasi dilakukan. Berikut ini hasil dari tahapan *preprocessing* yang diterapkan:

TABEL II
HASIL PREPROCESSING

| Proses | Hasil |
|--------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Content | Sangat bagus Semoga kedepannya app sebagai setandardnya dari Kantor tersebut Sangat memberikan apreasi yang sangat baik |
| Case Folding | sangat bagus semoga kedepannya app sebagai setandardnya dari kantor tersebut sangat memberikan apreasi yang sangat baik |
| Tokenizing | [sangat,bagus,semoga,kedepannya,app,sebagai,setandardnya,dari,kantor,tersebut,sangat,memberikan,apreasi,yang,sangat,baik] |
| Stopword | [sangat,bagus,semoga,kedepannya,app,setandardnya,kantor,tersebut,sangat,memberikan,apreasi,sangat,baik] |
| Stemming | [sangat,bagus,moga,depan,app,setandardnya,kantor,sebut,sangat,beri,apreasi,sangat,baik] |
| Clean Text | sangat bagus moga depan app setandardnya kantor sebut sangat beri apreasi sangat baik |

D. Pembagian Data

Setelah tahap preprocessing selanjutnya adalah pembagian data, di mana 80 persen berperan dalam melatih model (train set) dan 20 persen untuk pengujian performa model (test set). Pemisahan bertujuan untuk Mengukur performa model dengan data yang tidak termasuk dalam data pelatihan,

sehingga dapat mengukur kemampuan generalisasi model dengan lebih objektif.

E. Pembobotan TF-IDF

Pada tahap ini, data berbentuk teks diubah menjadi representasi numerik. Setiap kata dalam dataset diberi bobot berdasarkan frekuensi kemunculan sebuah kata pada sebuah ulasan (TF) dan kelangkaannya di seluruh kumpulan data (IDF). Penerapan metode TF-IDF menghasilkan nilai numerik yang lebih menggambarkan teks ulasan, sehingga algoritma klasifikasi dapat memanfaatkannya dalam analisis sentimen.

F. Klasifikasi SVM

Setelah data ulasan aplikasi telah melalui proses pembobotan TF-IDF, data tersebut selanjutnya digunakan sebagai data latih dalam proses klasifikasi. Algoritma SVM akan mempelajari pola-pola yang terdapat pada data latih guna membagi data menjadi dua kelompok, yakni ulasan positif dan negatif. Model yang telah dibentuk dari proses pelatihan kemudian digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data baru berdasarkan pola yang telah dipelajari sebelumnya. Tahap ini menjadi bagian penting dalam analisis karena menentukan bagaimana data ulasan dapat dikelompokkan sesuai kategori sentimen yang diinginkan.

G. Evaluasi

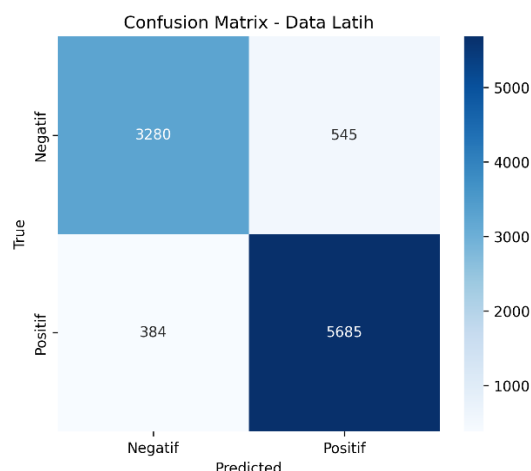
Langkah terakhir dari penelitian ini berupa proses evaluasi model klasifikasi yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan untuk mengevaluasi kualitas performa model dalam melakukan klasifikasi data ulasan menjadi dua kelompok, yaitu positif dan negatif. Pengujian dilakukan dengan membandingkan output prediksi model dengan label asli yang ada pada data uji. Metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi accuracy, precision, recall, dan f1-score seperti yang ada pada gambar 5.

| | | | | |
|---------------|-----------|--------|----------|---------|
| Train Report: | | | | |
| | precision | recall | f1-score | support |
| 0 | 0.90 | 0.86 | 0.88 | 3825 |
| 1 | 0.91 | 0.94 | 0.92 | 6069 |
| accuracy | | | 0.91 | 9894 |
| macro avg | 0.90 | 0.90 | 0.90 | 9894 |
| weighted avg | 0.91 | 0.91 | 0.91 | 9894 |
| Test Report: | | | | |
| | precision | recall | f1-score | support |
| 0 | 0.80 | 0.78 | 0.79 | 957 |
| 1 | 0.86 | 0.88 | 0.87 | 1517 |
| accuracy | | | 0.84 | 2474 |
| macro avg | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 2474 |
| weighted avg | 0.84 | 0.84 | 0.84 | 2474 |

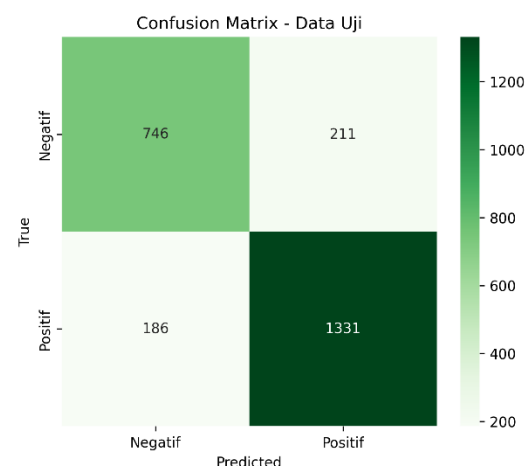
Gambar 5. Classification Report SVM

Selain itu, dilakukan visualisasi berupa confusion matrix untuk mengetahui jumlah prediksi benar dan salah

pada masing-masing kategori. Komponen yang ditampilkan meliputi True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).



Gambar 6. Hasil Confusion Matrix Data Latih



Gambar 7. Hasil Confusion Matrix Data Uji

Gambar 6 dan 7 menampilkan confusion matrix untuk data latih dan data uji. Pada data latih, model SVM berhasil memprediksi mayoritas data dengan benar, yaitu 3.280 data negatif dan 5.685 data positif. Sementara itu, pada data uji, model menunjukkan performa yang cukup baik dengan 746 prediksi benar untuk data negatif dan 1.331 untuk data positif. Selisih akurasi antara data latih (91%) dan data uji (84%) sebesar 7% perlu diperhatikan karena dapat menjadi indikasi adanya potensi overfitting.

Untuk meminimalkan risiko overfitting, dilakukan hyperparameter tuning menggunakan metode RandomizedSearchCV. Hasil tuning menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik diperoleh pada nilai $C=10$, $\gamma=0.1$, dan kernel='linear'. Konfigurasi ini dipilih karena mampu menjaga keseimbangan performa model dengan nilai metrik yang stabil di masing-masing kelas.

TABEL III
HASIL EVALUASI METRIK KLASIFIKASI PER KELAS

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score |
|---------|-----------|--------|----------|
| Positif | 0.85 | 0.88 | 0.86 |
| Negatif | 0.81 | 0.77 | 0.79 |

Sebagai pembandingan, dilakukan klasifikasi opini menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression sebagai baseline. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Logistic Regression menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 88,84%, diikuti oleh Naïve Bayes sebesar 88,68%, sedangkan SVM mencapai 84%. Rincian hasil metrik masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 3 hingga Tabel 5, sedangkan perbandingan akurasi dan rata-rata F1-score ketiga model ditampilkan pada Tabel 6 berikut.

TABEL IV
HASIL EVALUASI NIVE BAYES

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score |
|---------|-----------|--------|----------|
| Positif | 0.92 | 0.90 | 0.91 |
| Negatif | 0.84 | 0.87 | 0.86 |

TABEL V
HASIL EVALUASI LOGISTIC REGRESSION

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score |
|---------|-----------|--------|----------|
| Positif | 0.92 | 0.90 | 0.91 |
| Negatif | 0.84 | 0.87 | 0.86 |

TABEL VI
PERBANDINGAN AKURASI MODEL

| Model | Akurasi | Rata-rata F1-Score |
|---------------------|---------|--------------------|
| SVM | 0.84 | 0.825 |
| Naive Bayes | 0.8868 | 0.885 |
| Logistic Regression | 0.8884 | 0.885 |

Berdasarkan hasil ketiga model tersebut, Logistic Regression dan Naïve Bayes menunjukkan performa lebih tinggi dibandingkan SVM, khususnya dalam menangani data teks berdimensi tinggi dengan ketidakseimbangan distribusi antar kelas. Hal ini disebabkan kedua algoritma tersebut lebih stabil dalam memproses data sparsity tinggi serta lebih toleran terhadap noise pada data teks ulasan.

Meski demikian, performa SVM tetap kompetitif, khususnya dalam menjaga kestabilan metrik di kedua kelas. Hasil ini membuktikan bahwa pemilihan algoritma klasifikasi teks sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang digunakan. Untuk kasus data ulasan aplikasi Sentuh Tanahku, algoritma Logistic Regression dan Naïve Bayes terbukti lebih optimal dalam menghasilkan akurasi tinggi dan nilai F1-score yang seimbang di masing-masing kelas.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) berhasil diterapkan dalam klasifikasi opini pengguna aplikasi *Sentuh Tanahku*, dengan akurasi sebesar 91% pada data latih dan 84% pada data uji setelah melalui tahapan preprocessing teks dan representasi data menggunakan TF-IDF. Hasil perbandingan dengan algoritma baseline menunjukkan bahwa Logistic Regression memperoleh akurasi tertinggi sebesar 88,84%, diikuti oleh Naïve Bayes sebesar 88,68%, sedangkan SVM memperoleh 84%. Meskipun SVM memiliki akurasi lebih rendah dibandingkan baseline, model ini tetap kompetitif dalam menjaga keseimbangan metrik precision, recall, dan F1-score di masing-masing kelas. Performa algoritma klasifikasi opini dipengaruhi oleh karakteristik dataset, khususnya ketidakseimbangan distribusi label dan tingkat sparsity data teks ulasan. Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambah jumlah data, memperluas parameter tuning, serta membandingkan performa algoritma lain seperti Random Forest, LSTM, dan BERT untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. I. Tanggraeni and M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, Jun. 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1835.
- [2] I. Salsabila and Y. Sibaroni, "Multi Aspect Sentiment of Beauty Product Reviews using SVM and Semantic Similarity," *J. RESTI (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 3, pp. 520–526, 2021.
- [3] Suswadi and M. Erkamin, "Sentiment Analysis of Shopee App Reviews Using Random Forest and Support Vector Machine," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 3, 2023.
- [4] H. Mustakim and S. Priyanta, "Aspect-Based Sentiment Analysis of KAI Access Reviews Using NBC and SVM," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 16, no. 2, p. 113, Apr. 2022, doi: 10.22146/ijccs.68903.
- [5] A. Lowell, A. Lowell, K. Candra, and E. Indra, "Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM) Dan Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi OVO," *J. Media Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 896–905, 2025.
- [6] G. T. Fadilah, L. Muflikhah, and R. S. Prdana, "Analisis Sentimen Produk Hijab Pada E-Commerce Tokopedia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan IndoBERT Embedding," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 2, 2025, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/14390>
- [7] D. Pramono and N. Y. Setiawan, "Analisis Sentimen Pengguna Media Sosial X Terhadap Merdeka Belajar Kampus Merdeka Menggunakan Metode Support Vector Machine(SVM) Authors Djoko Pramono," *J. Ilm. Inform. Glob.*, vol. 16, no. 1, pp. 42–49, 2025.
- [8] N. Hadi and D. Sugiarto, "Analisis Sentimen Pembangunan IKN pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma SVM, Logistic Regression dan Naïve Bayes," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 10, no. 1, pp. 37–49, Jan. 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i1.7106.
- [9] F. Y. A'la, "Optimasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Berbahasa Indonesia: IndoBERT dan SMOTE untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas," *J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp.

- 256–265, 2025.
- [10] Khairunnisa, S. Dewi, D. Rahmawati, and A. Sari, “Analisis Sentimen Komentar pada Postingan Instagram ‘StandWithUs’ Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes,” *J. Ilm. Inform.*, vol. 12, no. 2, 2024.
- [11] M. Z. Siregar, A. M. Elhanafi, and D. Irwan, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Media Sosial Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Inform. J. Mhs. Tek.*, vol. 9, no. 2, 2025.
- [12] I. D. Hardyatman and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Rencana Kenaikan PPN 12% Di Indonesia Pada Media Sosial X Menggunakan Metode Decision Tree,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 6, no. 2, pp. 1126–1134, 2025.
- [13] M. S. Raiya, M. R. P. Khamil, N. Fadillah, and R. A. Saputra, “Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory Pada Isu Kenaikan Uang Kuliah Tunggal Terhadap Minat Kuliah,” *J. Inform. Terpadu*, vol. 11, no. 1, pp. 37–43, 2025.
- [14] N. W. S. Saraswati, C. P. Yanti, I. D. M. K. Muku, and D. A. P. R. Dewi, “Evaluation Analysis of the Necessity of Stemming and Lemmatization in Text Classification,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 24, no. 2, pp. 321–332, Mar. 2025, doi: 10.30812/matrik.v24i2.4833.
- [15] I. Hammad and K. El-Sankary, “Practical Considerations for Accuracy Evaluation in Sensor-Based Machine Learning and Deep Learning,” *Sensors*, vol. 19, no. 16, p. 3491, Aug. 2019, doi: 10.3390/s19163491.
- [16] M. Bounabi, K. Elmoutaouakil, and K. Satori, “A new neutrosophic TF-IDF term weighting for text mining tasks: text classification use case,” *Int. J. Web Inf. Syst.*, vol. 17, no. 3, pp. 229–249, Jul. 2021, doi: 10.1108/IJWIS-11-2020-0067.
- [17] D. Pangestu, N. N. Zakiyyah, N. Fauziah, Z. Rahayu, and I. H. Ikasari, “Literature Review: Perbandingan Metode Klasifikasi Dalam Data Mining,” *JRIIN J. Ris. Inform. Dan Inov.*, vol. 1, no. 11, 2024.
- [18] D. B. M. Zebua and D. I. B. Gede, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Citilink Menggunakan Metode Support Vector Machine dengan TF-IDF,” *J. Nas. Teknol. Inf. dan Apl.*, vol. 3, no. 2, pp. 439–446, 2025.
- [19] Y. Lv, “Support vector machine (SVM) algorithm optimization and innovative talent matching model for employment needs,” *J. Comput. Methods Sci. Eng.*, vol. 25, no. 4, pp. 3713–3724, Jul. 2025, doi: 10.1177/14727978251325084.
- [20] I. S. Al-Mejibli, J. K. Alwan, and D. H. Abd, “The effect of gamma value on support vector machine performance with different kernels,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 5, p. 5497, Oct. 2020, doi: 10.11591/ijece.v10i5.pp5497-5506.