

# Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Stimuler Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan TF-IDF

Nisvy Ani Syabina<sup>\*1</sup>, Prastuti Sulistyorini<sup>2</sup>, Riski Sulistyaningsih<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Insitut Widya Pratama

<sup>2</sup>Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Insitut Widya Pratama

<sup>3</sup>Manajemen Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Insitut Widya Pratama

Email: <sup>\*1</sup>[nisvyanisyabina03@gmail.com](mailto:nisvyanisyabina03@gmail.com), <sup>2</sup>[psulistyorini72@gmail.com](mailto:psulistyorini72@gmail.com), <sup>3</sup>[riskisul19@gmail.com](mailto:riskisul19@gmail.com)

(Naskah masuk: 5 Januari 2026, diterima untuk diterbitkan: 20 April 2026)

**Abstrak:** Perkembangan aplikasi mobile edukasi seperti Stimuler menuntut analisis sentimen otomatis dari ulasan pengguna untuk memahami persepsi mereka secara objektif. Penelitian ini mengumpulkan 1.647 ulasan dari Google Play Store (April 2023–Desember 2025), melakukan preprocessing (casefolding, cleaning, tokenizing, stopword removal, stemming), ekstraksi fitur TF-IDF, dan klasifikasi dengan SVM kernel linear (split 80:20). Hasil menunjukkan akurasi tinggi pada kelas positif, dengan presisi, recall, dan F1-score optimal, dikonfirmasi melalui K-Fold Cross Validation dan konfusi matriks; model unggul dalam generalisasi meskipun tantangan pada kelas negatif/netral. Pendekatan ini memberikan wawasan bagi pengembang untuk perbaikan aplikasi stimulasi anak, dengan hal baru pada domain edukasi anak.

**Kata Kunci** – Analisis sentimen; Ulasan aplikasi; Support Vector Machine; TF-IDF; Aplikasi Stimulator

## Sentiment Analysis User Reviews of Stimuler Application Using Support Vector Machine (SVM) and TF-IDF

**Abstract:** The development of educational mobile apps like Stimuler demands automatic sentiment analysis from user reviews to understand their perceptions objectively. This study collected 1,647 reviews from the Google Play Store (April 2023–December 2025), performed preprocessing (casefolding, cleaning, tokenizing, stopword removal, stemming), extracted TF-IDF features, and classified with linear kernel SVM (80:20 split). The results show high accuracy on the positive class, with optimal precision, recall, and F1-score, confirmed through K-Fold Cross Validation and matrix fusion; The model excels in generalization despite the challenges on negative/neutral classes. This approach provides insights for developers to improve child stimulation applications, with novelties in the field of children's education.

**Keywords** – Sentiment analysis; App reviews; Support Vector Machine; TF-IDF; Stimulator Application

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong meningkatnya penggunaan aplikasi *mobile* sebagai sarana utama dalam menunjang berbagai aktivitas masyarakat, termasuk dalam bidang layanan edukasi dan stimulasi perkembangan anak. Salah satu indikator keberhasilan sebuah aplikasi dapat dilihat dari tingkat kepuasan pengguna, yang tercermin melalui ulasan dan penilaian yang diberikan pada platform distribusi aplikasi seperti *Google Play Store*. Ulasan pengguna tidak hanya berfungsi sebagai media umpan balik bagi pengembang, tetapi juga menjadi sumber informasi penting bagi calon pengguna dalam menentukan keputusan penggunaan aplikasi tertentu.

Aplikasi Stimuler sebagai salah satu aplikasi yang berfokus pada dukungan perkembangan anak turut menerima beragam ulasan dari penggunanya. Ulasan tersebut mengandung opini, pengalaman, serta penilaian yang bersifat subjektif, baik dalam bentuk sentimen positif, negatif, maupun netral. Namun, jumlah ulasan yang terus bertambah menyebabkan proses analisis secara

manual menjadi tidak efisien dan berpotensi menghasilkan penilaian yang tidak konsisten. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis berbasis *text mining* untuk mengolah dan menganalisis sentimen dari ulasan pengguna secara sistematis dan objektif.

Analisis sentimen merupakan salah satu cabang *text mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini atau emosi yang terkandung dalam data teks. Dalam konteks ulasan aplikasi, analisis sentimen dapat digunakan untuk mengelompokkan opini pengguna ke dalam kategori sentimen tertentu sehingga pengembang dapat memahami persepsi pengguna secara lebih terstruktur. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* mampu memberikan hasil yang akurat dalam melakukan klasifikasi sentimen pada data teks ulasan aplikasi.

Salah satu metode klasifikasi yang banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah *Support Vector Machine* (SVM). SVM dikenal memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi serta efektif dalam mengklasifikasikan data teks yang bersifat kompleks. Penelitian yang dilakukan oleh Nirmala dan Dwidasmara (2025) menunjukkan bahwa SVM mampu memberikan performa klasifikasi sentimen yang baik pada ulasan aplikasi *Google Play Store* ketika dikombinasikan dengan metode ekstraksi fitur yang tepat [1]. Hasil serupa juga ditemukan pada penelitian Alva dan Zuliarso (2025), di mana SVM menunjukkan tingkat akurasi yang stabil dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi digital [2].

Dalam proses analisis sentimen berbasis *machine learning*, tahap ekstraksi fitur memegang peranan penting karena menentukan kualitas representasi data teks. Metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan salah satu teknik yang paling umum digunakan untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik. TF-IDF mampu memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan tinggi dalam sebuah dokumen, sehingga membantu model klasifikasi dalam membedakan karakteristik antar kelas sentimen. Kombinasi TF-IDF dan SVM memberikan hasil yang efektif dalam analisis sentimen ulasan aplikasi [3] [4].

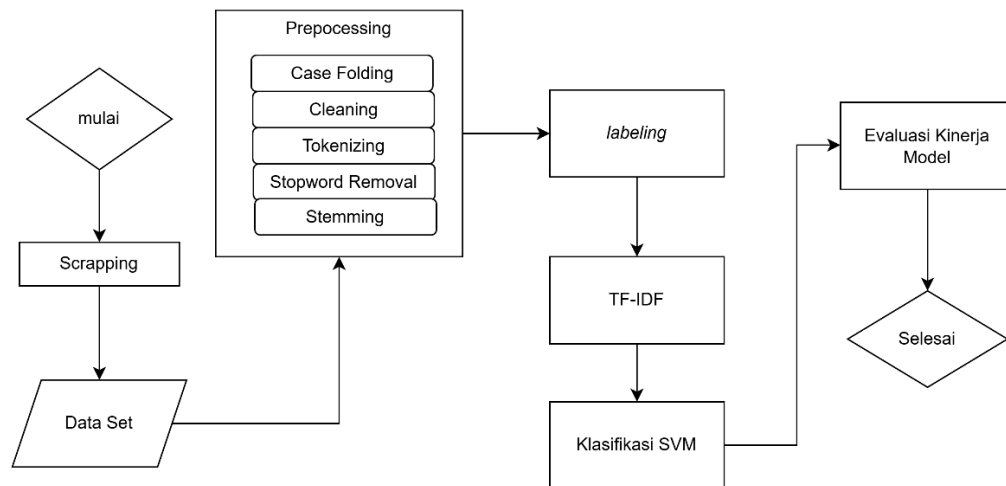
Meskipun telah banyak penelitian yang membahas analisis sentimen ulasan aplikasi menggunakan SVM dan TF-IDF, sebagian besar penelitian masih berfokus pada aplikasi layanan umum seperti keuangan, layanan pemerintah, atau dompet digital. Penelitian yang secara khusus mengkaji ulasan pengguna aplikasi yang berkaitan dengan stimulasi dan perkembangan anak masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki *novelty* dalam konteks objek penelitian, yaitu aplikasi Stimuler, yang memiliki karakteristik pengguna dan kebutuhan yang berbeda dibandingkan aplikasi pada umumnya.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Stimuler pada *Google Play Store* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstraksi fitur TF-IDF. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Stimuler serta menjadi bahan evaluasi bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi ilmiah dalam pengembangan studi analisis sentimen pada aplikasi berbasis edukasi dan stimulasi anak.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif, yang bertujuan untuk mengkaji suatu fenomena secara sistematis melalui pengumpulan data yang selanjutnya dianalisis menggunakan perhitungan statistik, matematis, maupun komputasional. Pendekatan ini dipilih karena memungkinkan pengukuran kinerja model secara objektif dan terstruktur. Dalam penelitian ini, metode *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk menganalisis tingkat akurasi dalam menginterpretasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Stimuler yang terdapat pada *Google Play Store* [5].

## 2.1. Tahapan Penelitian



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Tahap *scraping* dilakukan untuk mengambil ulasan pengguna aplikasi Stimuler dari *Google Play Store* secara otomatis menggunakan *Google Colab*. Teknik ini digunakan agar data dapat dikumpulkan dalam jumlah besar tanpa memerlukan proses penginputan secara manual, sehingga lebih efisien, konsisten, dan meminimalkan potensi kesalahan. Pada penelitian ini, data yang berhasil dikumpulkan berjumlah  $\pm 1.600$  ulasan pengguna, yang terdiri atas teks ulasan dan atribut pendukung lainnya seperti nilai rating. Seluruh data tersebut kemudian disimpan dalam format *Comma Separated Values (CSV)* agar mudah diproses dan dianalisis pada tahap selanjutnya [6].

## 2.2. Pre-processing Data

Preprocessing adalah rangkaian langkah untuk membersihkan data teks agar siap dianalisis oleh model pembelajaran mesin. Tahapan umum yang dilakukan meliputi:

1. Case folding: Mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk keseragaman.
2. Cleaning: Menghapus karakter non-alfabet, simbol, angka, dan tautan.
3. Tokenizing: Memecah teks menjadi unit kata (*tokens*).
4. Stopword Removal: Menghapus kata-kata umum seperti "dan", "yang", "to", "the" yang tidak membawa makna sentimen signifikan.
5. Stemming: Mengubah kata ke bentuk akar kata untuk menyamakan variasi kata.

Proses ini penting karena teks mentah memiliki banyak noise yang dapat mengurangi performa model klasifikasi. *Preprocessing* semacam ini juga digunakan pada penelitian ulasan aplikasi *Digitalent Mobile*, di mana data dibersihkan dan diproses melalui tahapan yang serupa sebelum dikenakan algoritma pembelajaran [3].

## 2.3. Labeling

Pelabelan dilakukan untuk menetapkan setiap ulasan ke dalam kelas sentimen berdasarkan rating atau metode aturan tertentu. Dalam banyak penelitian ulasan aplikasi, skema pelabelan umum adalah:

1. Positif: Rating tinggi (misalnya 4-5)
2. Netral: Rating sedang (misalnya 3)
3. Negatif: Rating rendah (misalnya 1-2)

Label ini berfungsi sebagai *ground truth* yang kemudian digunakan oleh algoritma pembelajaran mesin untuk proses pelatihan dan evaluasi [4].

#### 2.4. Ekstaksi fitur (TF-IDF)

Proses weighting merupakan tahapan pembobotan setiap kata yang bertujuan untuk meningkatkan efektivitas analisis sentimen dalam proses *text mining*. Pada penelitian ini digunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) sebagai teknik pembobotan fitur. *Term Frequency* ( $tf(w,d)$ ) merepresentasikan tingkat kepentingan suatu kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam sebuah dokumen. Sementara itu, *Inverse Document Frequency* (IDF) digunakan untuk mengukur sejauh mana sebuah kata tersebar dalam keseluruhan kumpulan dokumen, sehingga kata yang sering muncul pada banyak dokumen akan memiliki bobot yang lebih rendah [7].

$$TF - IDF(t, d) = TF(t, d) \times \log \left( \frac{N}{DF(t)} \right)$$

Di mana:

$TF - IDF(t, d)$  = frekuensi term t dalam dokumen d

$DF(t)$  = jumlah dokumen yang mengandung term t

$N$  = total jumlah dokumen

#### 2.5. Klasifikasi Sentimen *Support Vector Machine* (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan algoritma klasifikasi yang efektif dalam menangani data dengan jumlah variabel yang besar, sekaligus memiliki kemampuan yang baik dalam mengendalikan risiko overfitting. Selain itu, SVM terbukti mampu memberikan kinerja yang optimal pada permasalahan klasifikasi dengan jumlah data berukuran kecil hingga menengah. Keunggulan lainnya terletak pada mekanisme penentuan margin maksimum, yang memungkinkan model membentuk batas pemisah antar kelas secara lebih optimal dan robust [8].

#### 2.6. Evaluasi Kinerja Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja algoritma klasifikasi yang diterapkan, khususnya dalam mengukur sejauh mana algoritma tersebut mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan dapat diandalkan dalam konteks penelitian ini [9]. Untuk menilai kinerja model klasifikasi yang dibangun, penelitian ini menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Metrik-metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan sistem dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna, sekaligus mengevaluasi keseimbangan antara hasil prediksi yang benar dan kesalahan klasifikasi yang terjadi.

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \times 100$$

$$Precision (P) = TP / (TP + FN) \times 100$$

$$Recall (R) = TP / (TP + FN) \times 100$$

$$F1-Score = 2 \times (P \times R) / (P + R)$$

Evaluasi performa dilakukan berdasarkan hasil eksperimen sistem analisis sentimen terhadap data ulasan pengguna aplikasi Stimuler. Penggunaan kombinasi metrik evaluasi ini bertujuan untuk memberikan penilaian yang lebih komprehensif terhadap performa model, khususnya dalam menangani ketidakseimbangan kelas sentimen yang umum terjadi pada data ulasan aplikasi. Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan kinerja model klasifikasi yang semakin baik dan konsisten [10].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pengumpulan Data

Data ulasan pengguna diperoleh melalui proses scraping dari Google Play Store menggunakan bantuan bahasa pemrograman Python. Diperoleh sebanyak 1.647 data ulasan pengguna dari April 2023 – Desember 2025 . Data mencakup opini pengguna dalam menggunakan aplikasi Stimuler yang disampaikan dalam dua bahasa yaitu bahasa Indonesia dan bahasa Inggris. Seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

ID	User Name	Content	Score	Sentimen
0	Sunarti Sunarti	Jujur saja ini sangat membantu saya belajar bahasa inggris	5	Positif
1	Athif	ai nya jelek, nunggu ai mikir nya lama banget.	1	Negatif
2	Yeni Widia	bagus	5	Positif
3	Julian Nursatria (Cia)	good choice for any level of difficulty!	5	Positif
...	...	...	...	...
1643	Nuansa Samurai	Thank you	4	Positif
1644	Sufiana	bagus banget	5	Positif
1645	Sari Kusumawardani	It is good for practices, but the app is often..	4	Positif
1646	Arman Sy'ah	God app	5	Positif

#### 3.2. Hasil Pre-Processing

##### 3.2.1. Case folding

Diawali dengan *case folding* untuk menyeragamkan seluruh teks menjadi huruf kecil, sehingga perbedaan kapitalisasi tidak memengaruhi hasil analisis. Menampilkan data yang sebelum dan sesudah melalui case folding

##### 3.2.2. Cleaning Text

Proses pembersihan teks dilanjutkan dengan *cleaning* yaitu penghapusan karakter non-alfabet seperti angka, simbol, tanda baca, URL, dan emoji yang tidak memiliki kontribusi terhadap analisis sentimen.

Tabel 2. Hasil dari *Cleaning Text*

index	Sebelum	Sesudah
0	sangat menyenangkan,, dan sangat membantu saya belajar 🥰	sangat menyenangkan dan sangat membantu saya belajar
1	ai nya jelek, nunggu ai mikir nya lama banget, udah mah ga bisa deteksi kita lagi ngomong apa, aku ngomong apa dia ngomong ke hal lain ga rekomend	ai nya jelek nunggu ai mikir nya lama banget udah mah ga bisa deteksi kita lagi ngomong apa aku ngomong apa dia ngomong ke hal lain ga rekomend
2	bagus	bagus
3	good choice for any level of difficulty!	good choice for any level of difficulty
4	seru. wajib dicoba	seru wajib dicoba

### 3.2.3. Tokenizing

Pada tahap ini, setiap kalimat ulasan yang telah melalui proses pembersihan teks dipisahkan berdasarkan spasi sehingga menghasilkan kumpulan kata yang merepresentasikan isi ulasan. Proses tokenisasi bertujuan untuk mempermudah pengolahan teks pada tahap selanjutnya. Dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Tahapan dari *Tokenizing*

Sesudah	Sebelum
sangat menyenangkan dan sangat membantu saya belajar	sangat,menyenangkan,dan,sangat,membantu,saya,belajar
ai nya jelek nunggu ai mikir nya lama banget udah mah ga bisa deteksi kita lagi ngomong apa aku ngomong apa dia ngomong ke hal lain ga rekomend	ai,nya,jelek,nunggu,ai,mikir,nya,lama,banget,udah,mah,ga,bisa,deteksi,kita,lagi,ngomong,apa,aku,ngomong,apa,dia,ngomong,ke,hal,lain,ga,rekomend
bagus	bagus
good choice for any level of difficulty	good,choice,for,any,level,of,difficulty
seru wajib dicoba	seru,wajib,dicoba

### 3.2.4. Stopword Removal

Pada Tabel 4. data ulasan yang telah melalui proses tokenisasi dan pembersihan teks, kata-kata seperti “*dan*”, “*yang*”, “*untuk*”, “*nya*”, serta kata penghubung lainnya dihapus karena tidak mengandung makna sentimen secara langsung

Tabel 4. Hasil dari *Stopword Removal*

sebelum	sesudah
sangat menyenangkan,, dan sangat membantu saya belajar	menyenangkan membantu belajar
ai nya jelek, nunggu ai mikir nya lama banget, udah mah ga bisa deteksi kita lagi ngomong apa, aku ngomong apa dia ngomong ke hal lain ga rekomend	ai nya jelek nunggu ai mikir nya banget udah mah ga deteksi ngomong ngomong ngomong ga rekomend
bagus	bagus
good choice for any level of difficulty!,	good choice level difficulty
seru. wajib dicoba	seru wajib dicoba

### 3.2.5. Stemming

Berdasarkan hasil stemming yang ditunjukkan pada Tabel 5., dapat dilihat bahwa kata-kata berimbuhan berhasil dikonversi ke bentuk dasar. Sebagai contoh, kata “*menyenangkan*” diubah menjadi “*senang*”, “*membantu*” menjadi “*bantu*”, dan “*belajar*” menjadi “*ajar*”. Selain itu, kata dalam bahasa Inggris seperti “*practices*” dan “*learning*” juga mengalami penyederhanaan bentuk kata.

Tabel 5. Hasil dari *Stemming*

clean_text	text_stemming
menyenangkan membantu belajar	senang bantu ajar

ai nya jelek nunggu ai mikir nya banget udah mah ga deteksi ngomong ngomong ngomong ga rekomend	ai nya jelek nunggu ai mikir nya banget udah mah ga deteksi ngomong ngomong ngomong ga rekomend
bagus	bagus
good choice level difficulty	good choic level difficulty
seru wajib dicoba	seru wajib coba
nice practices	nice practic
good learning	good learn
bagus	bagus
aplikasi eror latihan suara ga terdeteksi screen two day streak habis latihan screen two day streak coba instal ulang aja eror tolong diperbaiki	aplikasi eror latih suara ga deteksi screen two day streak habi latih screen two day streak coba instal ulang aja eror tolong baik

### 3.2.6. Labeling

Proses pelabelan dilakukan dengan mengelompokkan rating ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu sentimen positif, netral, dan negatif. Ulasan dengan nilai rating empat dan lima dikategorikan sebagai sentimen positif karena menunjukkan tingkat kepuasan pengguna yang tinggi. Rating tiga diklasifikasikan sebagai sentimen netral, sedangkan rating satu dan dua dikategorikan sebagai sentimen negatif karena mencerminkan ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi. Dapat dilihat pada Gambar 2.

	clean_text	sentiment
0	menyenangkan membantu belajar	Positive
1	ai nya jelek nunggu ai mikir nya banget udah m...	Negative
2	bagus	Positive
3	good choice level difficulty	Positive
4	seru wajib dicoba	Positive

Gambar 2. Pelabelan data

### 3.3. Extraksi Fitur TF IDF

Setelah tahap pre-processing dilakukan proses perhitungan pembobotan kata yaitu dengan menggunakan metode TF IDF. perhitungan dilakukan secara otomatis menggunakan Bahasa pemrograman. Terdapat 3 kata yang sama dengan nilai tertinggi 0.77 yaitu kata "menyenangkan".

term	tfidf
menyenangkan	0.770722
belajar	0.457371
membantu	0.443620

Gambar 3. Hasil ekstraksi dari proses TF IDF

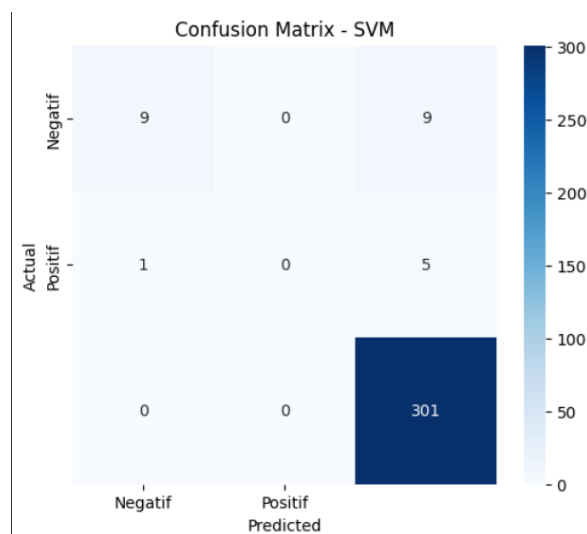
### 3.4. Ekstraksi model SVM

Hasil klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan pendekatan kernel linear dan pembagian data latih serta data uji sebesar 80% dan 20% menunjukkan kinerja model yang cukup baik. Berdasarkan hasil tersebut, klasifikasi ulasan aplikasi Stimuler menghasilkan performa terbaik pada kategori ulasan positif. Nilai precision, recall, dan F1-score tertinggi juga diperoleh pada kelas ulasan positif, yang mengindikasikan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan sentimen positif dengan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan kelas lainnya.

...	precision	recall	f1-score	support
Negative	1.00	0.50	0.67	18
Neutral	0.50	0.17	0.25	6
Positive	0.96	1.00	0.98	301
accuracy			0.96	325
macro avg	0.82	0.56	0.63	325
weighted avg	0.95	0.96	0.95	325

Gambar 4 Hasil klasifikasi SVM

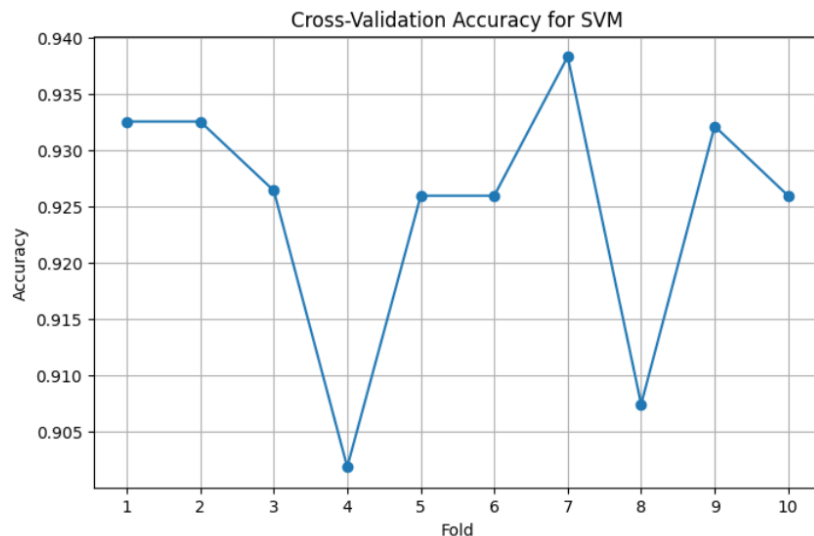
Matriks ini mengindikasikan bahwa model sangat akurat dalam mengenali kelas ketiga, namun masih kurang optimal dalam membedakan kelas pertama dan kedua karena masih terjadi kesalahan klasifikasi yang cukup signifikan. Dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matriks

### 3.5. Evaluasi Kinerja Model

Hasil evaluasi dari setiap fold kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh nilai kinerja model yang lebih objektif dan tidak bergantung pada satu skenario pembagian data. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan *K-Fold Cross Validation*, model menunjukkan performa yang konsisten pada setiap fold, yang tercermin dari nilai evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score yang relatif stabil. Hal ini mengindikasikan bahwa model yang dibangun memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik dan tidak mengalami overfitting terhadap data tertentu.



Gambar 6. Hasil cross validation

#### 4. KESIMPULAN

Model SVM dengan TF-IDF berhasil mengklasifikasikan sentimen ulasan Stimuler dengan akurasi stabil, terutama positif (rating 4-5), didukung metrik presisi, recall, F1-score tinggi dan cross-validation konsisten. Preprocessing teks multibahasa (Indonesia & Inggris) efektif membersihkan noise, sementara TF-IDF menonjolkan kata kunci seperti "menyenangkan" (bobot 0.77). Kesalahan klasifikasi signifikan pada negatif/netral, saran pengembangan termasuk model hybrid atau penyeimbangan data untuk aplikasi edukasi serupa.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Luh, P. Happy, I. Bagus, and G. Dwidasmaru, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi M-Paspor Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," vol. 3, pp. 431-438, 2025.
- [2] I. Garuda, P. Alva, E. Zuliarso, and U. Stikubank, "SENTIMENT ANALYSIS BASED ON GOOGLE PLAY STORE REVIEWS OF THE," vol. 8, 2025.
- [3] J. A. Putra, A. Dharmawan, and J. Gondohanindijo, "Sentimen analisis aplikasi digitalent mobile menggunakan naïve bayes dan svm dengan ekstraksi fitur tf-idf sentimen analysis digitalent mobile application using naïve bayes and svm with tf-idf fitur extraction," vol. 7, 2024.
- [4] A. Suharman, M. K. Sulaeman, T. Industri, U. Muhammadiyah, and P. Hamka, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Livin ' by Mandiri Menggunakan Metode Support Vector Machine ( SVM ) dengan Ekstraksi Fitur TF-IDF dan Word2Vec User Sentiment Analysis of the Livin ' by Mandiri Application Using the Support Vector Machine ( SVM ) Method with TF-IDF and Word2Vec Feature Extraction," vol. 5, no. 8, pp. 2201-2212, 2025.
- [5] V. Fitriyana, L. Hakim, D. Candra, R. Novitasari, and A. Hanif, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine," vol. 14, no. April, pp. 40-49, 2023.
- [6] V. B. Lestari and C. A. Hutagalung, "Evaluation of TF-IDF Extraction Techniques in Sentiment Analysis of Indonesian-Language Marketplaces Using SVM , Logistic Regression , and Naive Bayes," no. 021, pp. 36-44.
- [7] O. I. Gifari, M. Adha, I. R. Hendrawan, F. Freddy, S. Durrand, and A. S. Literature, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," vol. 2, no. 1, pp. 36-40, 2022.
- [8] J. Emarapenta, B. Sinulingga, H. Cesar, and K. Sitorus, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF Sentiment Analysis of Public towards Indonesian Horror Films Using SVM and TF- IDF Methods," vol. 14, no. April, pp. 42-

53, 2024.

- [9] T. Risanindya, W. Purbasari, and L. Riyandari, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Maxim pada Google Play Store dengan Metode Support Vector Machine ( SVM ) dan Naïve Bayes Sentiment Analysis of Maxim App User Reviews on Google Play Store with Support Vector Machine ( SVM ) and Naïve Bayes Methods," vol. 14, no. 105, pp. 859–867, 2025.
- [10] R. Forest and N. Bayes, "Perbandingan Akurasi , Recall , dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma," vol. 5, no. April, pp. 640–651, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2937.