

---

## **Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi *ChatGPT* Pada *Google Play* Menggunakan Metode *Support Vector Machine***

**Aprilia Salsabila<sup>1\*</sup>, Muntahanah<sup>2</sup>**

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Bengkulu, Indonesia  
\*e-mail *Corresponding Author*: apriliasalsabila2504@gmail.com

### **Abstract**

*Currently, the usage of mobile applications is on the rise in the digital era, emphasizing the importance of understanding user satisfaction and dissatisfaction. This research aims to examine the sentiment expressed in user reviews of the ChatGPT application on Google Play using the Support Vector Machine (SVM) method. The research methods include collecting user review data, cleaning and preprocessing the data, labeling sentiments, conducting SVM analysis, and evaluating the results. The analysis reveals that the majority of user reviews for the ChatGPT application are positive, with some negative feedback. With an accuracy of 91% and a weighted F1-score of 90%, the SVM method demonstrates effective performance in classifying user review sentiments. This study provides valuable insights into user perceptions of the ChatGPT application, which can inform future enhancements in its quality and services. Furthermore, these findings underscore the potential of SVM in sentiment analysis for various mobile applications.*

**Keywords:** *sentiment analysis; ChatGPT; Support Vector Machine*

### **Abstrak**

Saat ini, penggunaan aplikasi mobile terus meningkat dalam era digital, sehingga penting untuk memahami kepuasan dan ketidakpuasan pengguna. Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen dari ulasan pengguna aplikasi ChatGPT di *Google Play* dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Metode penelitian meliputi pengumpulan data ulasan pengguna, pembersihan dan pra-pemrosesan data, pelabelan sentimen, analisis menggunakan SVM, serta evaluasi hasil. Hasil analisis menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan pengguna terhadap aplikasi ChatGPT bersifat positif, meskipun terdapat beberapa ulasan negatif. Dengan akurasi sebesar 91% dan *F1-score* tertimbang sebesar 90%, metode SVM menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Penelitian ini memberikan wawasan mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi ChatGPT, yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas dan layanan aplikasi di masa mendatang. Penelitian ini juga menunjukkan potensi SVM dalam analisis sentimen aplikasi mobile lainnya.

**Kata kunci:** *Analisis sentimen; ChatGPT; Support Vector Machine*

### **1. Pendahuluan**

Di masa digital sekarang, aplikasi berbasis kecerdasan buatan (AI) semakin banyak digunakan dalam berbagai macam bidang. Salah satu aplikasi yang mendapatkan perhatian besar adalah *ChatGPT*, sebuah *chatbot* yang dikembangkan oleh *OpenAI* ini telah menarik banyak perhatian dengan kemampuan menghasilkan teks bahasa alami yang sangat sulit untuk dibedakan dari yang ditulis oleh manusia [1]. Seiring dengan meningkatnya penggunaan aplikasi ini, ulasan dari pengguna juga semakin banyak. Menganalisis sentimen ulasan pengguna sangat penting untuk mengetahui kepuasan pengguna dan menemukan area yang perlu diperbaiki serta dikembangkan [2].

Analisis sentimen adalah teknik untuk menemukan dan mengambil informasi emosional yang terkandung dari sebuah teks, untuk menentukan apakah pendapat yang terkandung dalam sebuah teks adalah positif atau negatif [3]. Dalam pengembangan aplikasi, analisis

sentimen terhadap ulasan pengguna sangat penting [4]. Pertama, pengembang dapat mengidentifikasi manfaat dan kekurangan aplikasi berdasarkan umpan balik dari para pengguna, yang memungkinkan mereka untuk menyelesaikan masalah yang dihadapi pengguna dengan cepat. Terakhir, dengan memahami kebutuhan pengguna, pengembang dapat merancang strategi yang lebih efektif untuk meningkatkan kepuasan pengguna.

*Support Vector Machine* merupakan salah satu metode machine learning yang sering digunakan untuk pengklasifikasian teks. Berdasarkan sentimen atau sikap terhadap suatu subjek menjadi positif, negatif, atau netral [5]. Algoritma *Support Vector Machine* memiliki kapabilitas untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang dapat memisahkan dua kelas dalam ruang fitur.

Analisis sentimen terutama yang menerapkan metode *Support Vector Machine*, telah menjadi subjek banyak penelitian. Seperti contoh, penelitian oleh [6] mengungkapkan bahwa pendekatan *Support Vector Machine* memiliki kinerja yang bagus dalam mengklasifikasikan komentar positif dan negative dari ulasan pengguna aplikasi Shopee. sementara penelitian [7] menyimpulkan bahwa *SVM* ini memiliki performa yang cukup bagus dengan tingkat akurasi sebanyak 89% pada analisis pengguna twitter terhadap aplikasi WeTv. Pada penelitian lain menunjukkan bahwa model *Support Vector Machine* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model *Random Forest* dalam mengklasifikasikan tingkat stress pada data berbentuk teks [8]. Pada [9] [10] [11] menunjukan confusion matrix dari model svm lebih dari 80% yang berarti model menghasilkan performa yang baik pada ulasan diberbagai aplikasi. Menurut [12] Penggunaan *SVM* dianggap lebih unggul dalam menganalisis sentimen pengguna Twitter mengenai opini tentang *ChatGPT* dibandingkan dengan Naive Bayes. Namun, penelitian spesifik dari metode ini untuk ulasan aplikasi *ChatGPT* belum banyak dieksplorasi.

Sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada ulasan aplikasi lain atau media sosial, bukan pada ulasan aplikasi berbasis AI. Selain itu, penelitian yang mengeksplorasi metode *SVM* dalam konteks ini masih terbatas. Oleh karena itu, pernyataan permasalahan yang diangkat adalah: Bagaimana kinerja metode *SVM* dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi *ChatGPT* di Android App Store?

Mengembangkan model analisis sentimen menggunakan metode *SVM* adalah solusi teoritis untuk masalah ini. Metode *SVM* dipilih karena *kemampuannya* mengatasi data tidak seimbang serta menghasilkan klasifikasi akurat [13]. Model ini akan dibangun dengan menggunakan dataset ulasan pengguna dari aplikasi *ChatGPT* di di Android App Store, yang akan menjalani proses pembersihan dan praproses data untuk memastikan kualitasnya.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model *SVM* dalam menganalisis pendapat pengguna tentang aplikasi *ChatGPT* di Android App Store. Dengan mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan skor F1. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan pengalaman pengguna dengan *ChatGPT* serta memajukan bidang analisis sentimen dan pengembangan aplikasi berbasis AI.

## 2. Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian sebelumnya yang relevan dalam analisis sentimen terhadap aplikasi mobile telah mendalami berbagai metode untuk menyelesaikan permasalahan tersebut. Sebagai contoh, dalam penelitian yang dilakukan oleh [14], menggunakan algoritma *SVM* dan *KNN* untuk menganalisis ulasan aplikasi AdaKami dengan tujuan mengevaluasi reputasi aplikasi berdasarkan sentimen utama dari pengguna. Hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas ulasan mengekspresikan sentimen positif terhadap aplikasi tersebut.

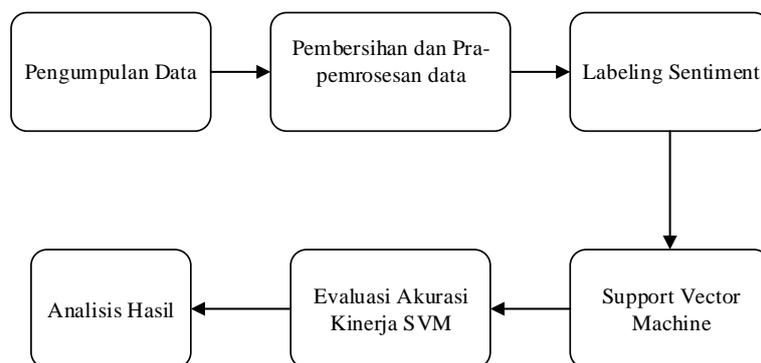
Penelitian lain telah mengkaji sentimen melalui klasifikasi ulasan pengguna aplikasi Jamsostek *Mobile* di *Google Play Store* menggunakan model *SVM* dengan pendekatan *kernel linear*. Hasilnya menunjukkan bahwa *SVM* memberikan performa terbaik dalam analisis sentimen, mencapai akurasi yang sangat tinggi, yaitu 96% [15].

penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh [16] yang mengevaluasi Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Bsi Mobile di *Google Play* Menggunakan *Supervised Learning*, menemukan bahwa *Naïve Bayes* dan *SVM* memberikan hasil yang memuaskan. *Naïve Bayes* terpilih karena mencatat ROC tertinggi (0,84) dan mencapai akurasi 87,5% dalam uji validasi, dengan kinerja lebih baik dalam memprediksi sentimen positif (96,78%) dibandingkan sentimen negatif (53,85%). Rekomendasi diberikan untuk memperhatikan keseimbangan proporsi data latih dan representasi fitur dalam pengembangan model.

Perbedaan konseptual dalam penelitian terbaru terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang telah ditinjau terutama terlihat dalam pendekatan penggunaan model dan metode analisis sentimen. Penelitian sebelumnya, seperti yang telah dijelaskan pada [14], [15], dan [16], lebih fokus pada penggunaan algoritma *Supervised Learning* seperti *SVM*, *KNN*, dan *Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen aplikasi mobile. Namun, penelitian terbaru menyoroti upaya untuk meningkatkan akurasi dan ketepatan model dalam menghadapi ulasan yang memiliki sentimen kompleks dan bervariasi, seperti ulasan dengan sentimen campuran atau tidak jelas. Peningkatan parameter dan evaluasi kinerja model, khususnya dalam mengenali sentimen negatif yang seringkali sulit, juga menjadi perhatian utama untuk meningkatkan kemampuan umum dan kualitas analisis sentimen aplikasi.

### 3. Metodologi

Dalam penelitian ini, ada beberapa langkah yang diperlihatkan dalam Gambar 1, yang mencerminkan urutan sistematis dari tahap-tahap penelitian yang dilakukan selama proses penelitian.



Gambar 1. proses penelitian yang dilakukan

#### 3.1 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui teknik *web scraping*, yang melibatkan pengumpulan data secara otomatis oleh program komputer dari situs web yang datanya dimaksudkan untuk dibaca atau dikumpulkan oleh manusia [14]. Data yang dikumpulkan mencakup reviewId, teks ulasan, rating bintang, tanda suka, tanggal ulasan, serta metadata lain yang relevan seperti nama pengguna dan versi aplikasi.

#### 3.2 Pembersihan dan Pra-pemrosesan data

Tahap pra-processing ini penting dilakukan sebelum data dapat dilabeli untuk langkah selanjutnya. Tujuannya adalah memastikan bahwa teks dapat dipahami dengan baik oleh mesin. proses ini meliputi: cleaning, tokenizing, stemming/lemmatization, dan stopword removal.

1. *Case Folding*, merupakan teknik pengolahan teks yang mengubah setiap huruf menjadi huruf kecil atau besar secara konsisten.
2. Tokenisasi, adalah proses memecah teks menjadi unit-unit kecil yang disebut token sehingga memudahkan untuk dilakukan analisis lebih lanjut.
3. *Stemming/Lemmatization* adalah proses mengubah kata ke bentuk dasar atau lema (lemma) dengan mempertimbangkan konteks kata.
4. *Stopword removal*, merupakan qkata-kata umum dalam suatu bahasa yang sering kali dihapus sebelum memproses data teks. Kata-kata ini meliputi artikel, preposisi, konjungsi, dan kata ganti, seperti 'yang', 'dan', 'di', 'ke', 'dari', 'untuk', 'pada', dan 'dengan'.

#### 3.3 Labeling Sentiment

Dalam penelitian ini, komentar pengguna diklasifikasikan sebagai positif atau negatif berdasarkan ulasan dan rating yang diberikan [17] dengan ['bagus', 'suka', 'keren', 'membantu', 'terbaik', 'mantap'] dan rating tinggi (seperti 4-5 bintang) diberikan label positif, sedangkan ['jelek', 'aneh', 'kurang', 'salah', 'bermasalah'] dan rating rendah (1-2 bintang) diberikan label negatif .

### 3.4 Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine*, sebuah algoritma pembelajaran mesin merupakan salah satu teknik analisis sentimen yang dapat menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen dari teks atau data lainnya dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dalam analisis sentimen, SVM menggunakan pendekatan *kernel linear* untuk mengkategorikan ulasan pengguna aplikasi *ChatGPT* di Google Play Store menjadi dua kelas dengan memanfaatkan *hyperplane* (garis lurus) yang memaksimalkan margin antara kelas-kelas tersebut.

Persamaan dari hyperplane ini dapat dinyatakan sebagai:

$$w \cdot x + b = 0 \tag{1}$$

di mana  $w$  adalah vektor bobot,  $x$  adalah vektor fitur, dan  $b$  adalah bias. Algoritma SVM bertujuan untuk meminimalkan  $\frac{1}{2} \|w\|^2$  sambil memastikan bahwa semua data diklasifikasikan dengan benar, yang dinyatakan dalam kondisi:

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 \tag{2}$$

di mana  $y_i$  adalah label kelas dari sampel ke-  $i$ , dan  $x_i$  adalah vektor fitur dari sampel tersebut.

### 3.5 Evaluasi Akurasi Kinerja SVM

Pada bagian ini, *confusion matrix* akan digunakan untuk mengevaluasi tingkat akurasi model SVM. Evaluasi akan mencakup perhitungan akurasi, presisi, recall, F1-Score, NPV, dan Specificity. Berikut adalah rumus untuk masing-masing metrik:

- 1) Akurasi (*Accuracy*), mengukur seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan data.
- 2) Presisi (*Precision*), mengukur tingkat keakuratan prediksi positif dari model.
- 3) Recall (*Sensitivity* atau *True Positive Rate*), menghitung seberapa banyak dari hasil positif yang berhasil diprediksi dengan tepat.
- 4) F1-Score, hasil rata-rata gabungan dari *presisi* dan *recall* atau NPV dan *Specificity*.
- 5) NPV (*Negative Predictive Value*), mengukur tingkat keakuratan prediksi negatif dari model.
- 6) *Specificity (True Negative Rate)*, mengukur seberapa banyak dari hasil negatif yang berhasil diprediksi dengan benar.

## 4. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, tahap analisis hasil dilakukan menggunakan matriks konfusi dengan bantuan pustaka metrik Sklearn. Tujuannya adalah untuk menilai tingkat akurasi dari proses klasifikasi sistem. Proses ini dilakukan dalam satu percobaan dengan data uji dan data latih yang dibagi secara proporsional. Perhitungan dilakukan menggunakan Python untuk mengestimasi akurasi, presisi, dan recall untuk setiap label sentimen.

### 4.1. Pengumpulan Data

Data yang dimanfaatkan dalam penelitian ini merupakan ulasan pengguna aplikasi *ChatGPT* yang terdapat di *Google Play Store*. Sebanyak 8369 didapatkan melalui teknik *web scraping*. Ulasan tersebut mencakup periode dari 27 Juli 2023 hingga 30 Juni 2024. dengan 11 macam atribut seperti yang ditampilkan pada tabel 1 dan data hasil *scraping* ditampilkan pada gambar 2.

Tabel 1. Atribut data

Atribut	Keterangan
reviewId	Identifikasi unik untuk setiap ulasan
userName	Nama pengguna yang memberikan ulasan pada aplikasi chatgpt
content	Isi ulasan yang ditulis oleh pengguna
score	Penilaian atau rating yang diberikan oleh pengguna terhadap aplikasi chatgpt
reviewCreatedVersion	Versi aplikasi yang digunakan oleh pengguna saat menulis ulasan
at	Tanggal atau waktu ketika ulasan dibuat
replyContent	Tanggapan dari pengembang atau pemilik aplikasi terhadap ulasan pengguna
repliedAt	Tanggal atau waktu ketika tanggapan diberikan
appVersion	Versi aplikasi yang sedang diulas oleh pengguna

index	reviewid	userName	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt	appVersion
0	c3ef62f-33c-49b2-ab57-1a852a800633	Pengguna Google	Bagus teru update	5	0	1.2024.170	2024-06-30 23:38:06		NaN	NaN 1.2024.170
1	a8fb711-a2c2-478b-b148-103777829e8b	Pengguna Google	Keren sangat	5	0	1.2024.170	2024-06-30 23:12:17		NaN	NaN 1.2024.170
2	21931d5b-d751-451f-8031-346387698dab	Pengguna Google	ini sangat membantu saya bisa mencari informasi dan bisa curhat juga pokoknya the best 🥰🥰🥰	5	0	1.2024.170	2024-06-30 22:47:36		NaN	NaN 1.2024.170
3	da4e64e2-452f-4e3c-bbac-701e7810eaa2	Pengguna Google	sangat membantu dan fast respon	5	0	1.2024.170	2024-06-30 22:26:48		NaN	NaN 1.2024.170
4	c7000e37-8b15-4b58-8872-13431a790988	Pengguna Google	sangat menolong banget	5	0	1.2024.108	2024-06-30 22:20:36		NaN	NaN 1.2024.108

Gambar 2. Hasil Data Scraping

#### 4.2. Prapemrosesan Data

Pada tahap prapemrosesan, data ulasan yang telah terkumpul diproses dalam lima langkah agar dapat digunakan pada tahapan selanjutnya. Langkah-langkah tersebut ialah cleaning, case folding, tokenizing, stemming dan stopword removal.

##### 1) Case folding

teknik pengolahan teks yang mengubah setiap huruf menjadi huruf kecil atau besar secara konsisten. Tahap ini bertujuan untuk mempermudah proses pencocokan dan analisis teks yang lebih konsisten dan akurat dengan memperlakukan teks dengan cara yang seragam tanpa memperhatikan perbedaan kapitalisasi. Contoh penggunaan case folding dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Case folding

Asli	Case folding
Bagus teru update	bagus teru update
ini sangat membantu saya bisa mencari informasi dan bisa curhat juga pokoknya the best 🥰🥰🥰	ini sangat membantu saya bisa mencari informasi dan bisa curhat juga pokoknya the best
"ini cocok buat curhat, cerita, bertanya dan masih banyak lagi, dan sekarang untungya udah ada fitur memori/ingatan jadi makin bagus dahh, dan juga kalo buat tugas gitu emang udah bagus yaa"	ini cocok buat curhat cerita bertanya dan masih banyak lagi dan sekarang untungya udah ada fitur memori ingatan jadi makin bagus dahh dan juga kalo buat tugas gitu emang udah bagus yaa

##### 2) Tokenizing

Tokenisasi adalah proses memecah teks menjadi unit yang lebih kecil, seperti kata-kata atau frasa. Contoh penerapan tokenisasi dapat ditemukan pada Tabel 3.

Tabel 3. Tokrnisasi

Asli	Tokenized
bagus teru update	['bagus', 'teru', 'update']
membantu mencari informasi curhat pokoknya the best	['membantu', 'mencari', 'informasi', 'curhat', 'pokoknya', 'the', 'best']
bagus bangeeett loh hh aku sukaaa bangettt	['bagus', 'bangeeett', 'loh hh', 'aku', 'sukaaa', 'bangett']
keren aplikasi nambah ilmu wawasan	['keren', 'aplikasi', 'nambah', 'ilmu', 'wawasan']
membantu fast respon	['membantu', 'fast', 'respon']

##### 3) Stemming/Lemmatization

mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya berdasarkan analisis morfologis kata, mengingat konteks dan komponen kalimat. Seperti contoh pada tabel 4.

Tabel 4. Stemming/Lemmatization

Asli	Lemmatized
membantu mencari informasi curhat pokoknya the best	bantu cari informasi curhat pokok dia the best
membantu fast respon	bantu fast respon
menolong banget	tolong banget

4) *Stopword removal*

Penghapusan kata-kata penghubung yang sering muncul dalam teks dan tidak memberikan informasi yang signifikan, seperti 'yang', 'dan', 'di', 'ke', 'dari', 'untuk', 'pada', 'dengan'. Penghapusan stopwords adalah proses menghilangkan kata-kata ini dari teks untuk memfokuskan pada kata-kata yang lebih penting dan relevan untuk analisis atau pemrosesan bahasa alami.

Table 5. *stopword removal*

Asli	Stopword removal
Bagus teru update	bagus teru update
ini cocok buat curhat, cerita, bertanya dan masih banyak lagi, dan sekarang untungnya udah ada fitur memori/ingatan jadi makin bagus dahh, dan juga kalo buat tugas gitu emang udah bagus yaa	cocok buat curhat ceritabertanya masih banyak sekarang untungnya udah fitur memoriingatan makin bagus dahh kalo buat tugas gitu emang udah bagus yaa
Respon yang diberikan terkadang tidak sesuai dengan permintaan dan beberapa kali membuat saya bingung dengan jawabannya	respon diberikan terkadang sesuai permintaan beberapa kali membuat bingung jawabannya
GG apapun yang ku tanyakan akan di jawab secara detail dan aku pun sampe agak bingung bacanya karena banyak banget tulisan nya pokoknya bagus deh	gg apapun ku tanyakan jawab secara detail aku pun sampe agak bingung bacanya banyak banget tulisan nya pokoknya bagus deh
,Al terbaik. Bisa jadi sahabat dan tempat mencari ilmu. berharap tetap free service selamanya. :) thanks udah buat Al ini.	ai terbaik sahabat tempat mencari ilmu berharap tetap free service selamanya thanks udah buat ai

Pada tabel 6 menunjukkan perbandingan antara data sebelum dan sesudah tahapan prapemrosesan yang termasuk pembersihan, case folding, tokenisasi, stemming, dan penghapusan stopwords.

Table 6. Pra-pemrosesan Data

Sebelum Pra-pemrosesan	Sesudah Pra-pemrosesan
Bagus teru update	bagus teru update
Keren sangat	keren
ini sangat membantu saya bisa mencarikan informasi dan bisa curhat juga pokoknya the best 😊😄😁	membantu mencarikan informasi curhat pokoknya the best
sangat membantu dan fast respon	membantu fast respon
sangat menolong banget	menolong banget

4.3. *Labeling Sentiment*

*Labeling* sentimen adalah proses menentukan dan menandai sentimen (perasaan atau opini) yang ada dalam teks, seperti ulasan atau komentar pengguna. pemrosesan bahasa alami (NLP), dengan tujuan memahami emosi atau pendapat yang diungkapkan dalam teks. Sentimen biasanya dikategorikan ke dalam label seperti positif, negatif, atau netral, dengan ['bagus', 'suka', 'keren', 'membantu', 'terbaik', 'mantap'] dan rating tinggi (seperti 4-5 bintang) diberikan label positif, sedangkan ['jelek', 'aneh', 'kurang', 'salah', 'bermasalah'] dan rating rendah (1-2 bintang) diberikan label negatif.

Tabel 7. Labelling sentiment

Ulasan	Sentimen
bagus bangeeettt loh hh aku sukaaa bangettt	Positive
Mantap membantu mohon terus dikembangkan	Positive
apk nya bgus keren membantu menguraikan teori yg butuhkan mksh	Positive
respon diberikan terkadang sesuai permintaan beberapa kali membuat bingung jawabannya	Negative
aplikasi mu eror bertingkah aneh	Negative



$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{893}{893 + 16} = \frac{893}{909} = 0.98 \tag{5}$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} = \frac{0.92 \times 0.98}{0.92 + 0.98} = 0.95 \tag{6}$$

$$NPV = \frac{TN}{TN+FN} = \frac{70}{70+16} = \frac{70}{86} = 0.81 \tag{7}$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{70}{70 + 77} = \frac{70}{147} = 0.48 \tag{8}$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{NPV \times Specificity}{NPV + Specificity} = \frac{0.81 \times 0.48}{0.81 + 0.48} = 0.60 \tag{9}$$

Penjelasan:

TP (True Positive): Jumlah data positif yang diprediksi dengan benar sebagai positif.

TN (True Negative): Jumlah data negatif yang diprediksi dengan benar sebagai negatif.

FP (False Positive): Jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif.

FN (False Negative): Jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Table 4. Hasil Evaluasi Kinerja Svm

	Precision	Recall	F1-score	Support
Negatif	0.81	0.48	0.60	147
Positif	0.92	0.98	0.95	909
Accuracy			0.91	1056
Macro avg	0.87	0.73	0.78	1056
Weighted avg	0.91	0.91	0.90	1056

Berdasarkan hasil pada tabel 4, hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM menunjukkan performa yang memuaskan dengan:

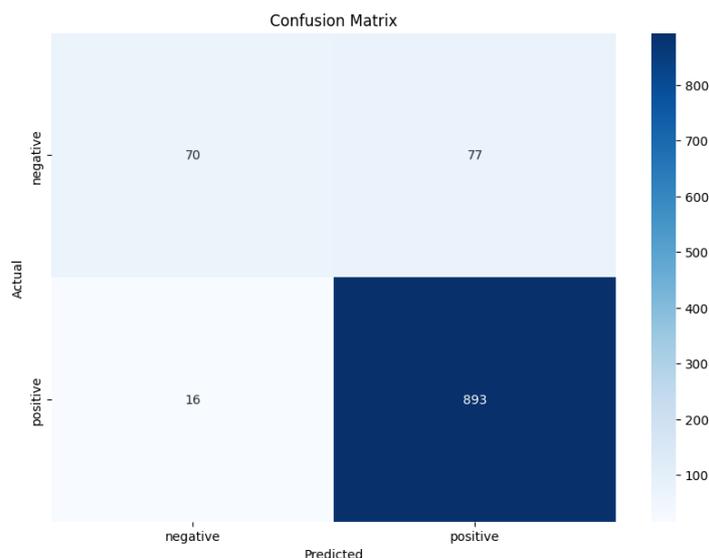
- 1) Kelas Positif: Model menunjukkan presisi yang sangat baik dalam mengidentifikasi kelas positif, mencapai 0.92, dan recall sebesar 0.98. Ini mengindikasikan kemampuan model untuk mengenali sebagian besar instance positif dengan tingkat akurasi yang tinggi.
- 2) Kelas Negatif: Kinerja model dalam mendeteksi kelas negatif memerlukan perhatian lebih lanjut karena memiliki recall yang rendah, yaitu 0.48, meskipun presisinya cukup memadai, yaitu 0.60. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi instance negatif.

#### 4.6. Hasil Analisis

Gambar 6 menampilkan *confusion matrix* yang menggambarkan kinerja model klasifikasi dalam dua kategori yaitu negatif dan positif. Baris matriks mewakili label asli (benar), sementara kolomnya mewakili label yang diprediksi oleh model.

Keterangan Gambar:

- 1) Negatif: Dari 147 kasus negatif, 70 diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, sementara 77 salah diklasifikasikan sebagai positif.
- 2) Positif: Dari 909 kasus positif, 893 diklasifikasikan dengan benar sebagai positif, sedangkan 16 salah diklasifikasikan sebagai negatif.



Gambar 6. *Confusion matrix*

Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model SVM efektif dalam mengklasifikasikan ulasan yang positif, namun kurang akurat dalam mengklasifikasikan ulasan yang negatif.

Penelitian ini mendukung temuan dari beberapa studi sebelumnya mengenai efektivitas metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam analisis sentimen. Contohnya, penelitian [6] yang menilai SVM dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee, menemukan bahwa SVM memiliki akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen positif. Selain itu, penelitian [18] yang menerapkan SVM pada ulasan produk skincare Skintific juga menghasilkan temuan serupa dengan penelitian ini, studi tersebut menunjukkan bahwa SVM kurang akurat dalam mengklasifikasikan sentimen negatif yang juga terlihat dalam penelitian ini.

Untuk meningkatkan akurasi keseluruhan model, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk mengatasi bias kelas dan mempertimbangkan teknik untuk menyeimbangkan data serta pemilihan fitur yang lebih representatif. Berdasarkan hasil analisis sentimen ulasan aplikasi *ChatGPT* di Google Play menggunakan metode *Support Vector Machine*, berikut rekomendasi yang dapat diberikan kepada objek penelitian (aplikasi *ChatGPT*) sebagai upaya untuk meningkatkan efektivitas layanan dan mengatasi masalah yang ada: lakukan perbaikan model dan pelatihan berkelanjutan untuk meningkatkan akurasi dan relevansi jawaban, serta tingkatkan keamanan data pengguna dan edukasi mereka tentang penggunaan serta perlindungan data. Penerapan rekomendasi ini diharapkan dapat meningkatkan efektivitas layanan dan pengalaman pengguna *ChatGPT*.

## 5. Simpulan

Setelah dilakukan penelitian dengan menggunakan model algoritma yang dievaluasi, dapat disimpulkan bahwa model ini menunjukkan performa yang cukup baik untuk menganalisis ulasan aplikasi. Penelitian menunjukkan bahwa model ini dapat mencapai tingkat akurasi yang tinggi, yakni 91% dengan presisi rata-rata tertimbang, recall, dan nilai f1-score juga mencapai 91%, 91%, dan 90% secara berturut-turut. Hasil ini menunjukkan bahwa model tidak hanya efektif dalam memprediksi sentimen dari ulasan pengguna, tetapi juga memberikan hasil yang konsisten dan akurat, terutama untuk kategori positif. Meskipun terdapat beberapa tantangan dalam mengklasifikasikan kategori negatif, model ini tetap dapat diandalkan sebagai alat analisis untuk pengolahan data teks dalam konteks yang serupa di masa depan.

## Daftar Referensi

- [1] R. Dale, "GPT-3: What's it good for?," *Nat. Lang. Eng.*, vol. 27, no. 1, pp. 113–118, 2021, doi: 10.1017/S1351324920000601.
- [2] R. Nurfitriana Handayani, "Optimasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Tokopedia Menggunakan Pso," *Media Inform.*, vol. 20, no. 2, pp. 97–108, 2021.

- [3] M. K. Khoirul Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6373.
- [4] M. Y. Febrianta, S. Widiyanesti, and S. R. Ramadhan, "Analisis Ulasan Indie Video Game Lokal pada Steam Menggunakan Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Berbasis Latent Dirichlet Allocation," *J. Animat. Games Stud.*, vol. 7, no. 2, pp. 117–144, 2021, doi: 10.24821/jags.v7i2.5162.
- [5] L. 2023, "No Titleการบริหารจัดการการบริการที่มีคุณภาพใน โรงพยาบาลสังกัดกระทรวงสาธารณสุข," *วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย*, vol. 4, no. 1, pp. 88–100, 2023.
- [6] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, and I. A. Salihi, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023, doi: 10.37905/jjee.v5i1.16830.
- [7] V. Alviani, S. Alam, and I. Kurniawan, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Wetv Pada Platform Twitter Menggunakan Support Vector Machine," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 143–149, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2351.
- [8] N. Fathirachman Mahing, A. Lazuardi Gunawan, A. Foresta Azhar Zen, F. Abdurrachman Bachtar, and S. Agung Wicaksono, "Klasifikasi Tingkat Stress dari Data Berbentuk Teks dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 7, pp. 1527–1536, 2023, doi: 10.25126/jtiik.1078010.
- [9] D. E. Sondakh, S. W. Taju, M. G. Tene, and A. E. T. Pangaila, "Sistem Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Belanja Online Menggunakan Metode Ensemble Learning Sentiment Analysis System for Online Shopping Application Reviews Using Ensemble Learning Method," *Cogito Smart J.*, vol. 9, no. 2, pp. 280–291, 2023, [Online]. Available: <https://cogito.unklab.ac.id/index.php/cogito/>
- [10] A. Agustin, S. Andrean, S. Susanti, R. Rahmiati, and H. Hamdani, "Review Aplikasi Kredivo Menggunakan Analisis Sentimen Dengan Algoritma Support Vector Machine," *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 9, no. 1, pp. 39–49, 2023, doi: 10.36341/rabit.v9i1.4107.
- [11] S. Fide, S. Suparti, and S. Sudarno, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tiktok Di Google Play Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm) Dan Asosiasi," *J. Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 346–358, 2021, doi: 10.14710/j.gauss.v10i3.32786.
- [12] D. Atmajaya, A. Febrianti, and H. Darwis, "Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 4, pp. 2173–2181, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3341.
- [13] V. A. N. Syafika and R. D. L. N. Karisma, "Implementasi Support Vector Machine (SVM) dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan Stunting di Indonesia," *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2023, no. 1, pp. 267–276, 2023, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2023i1.1595.
- [14] D. S. Putri, N. Sulistiyowati, and A. Voutama, "Analisis Sentimen dan Pemodelan Ulasan Aplikasi AdaKami Menggunakan Algoritma SVM dan KNN," *J. Sensi*, vol. 9, no. 2, pp. 209–225, 2023, doi: 10.33050/sensi.v9i2.2914.
- [15] R. Abdillah, E. Haerani, and R. M. Candra, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wetv Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 3, pp. 865–873, 2023, doi: 10.47065/josh.v4i3.3353.
- [16] A. A. Arifiyanti, N. R. Shantika, and A. O. Syafira, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Bsi Mobile Pada Google Play Dengan Pendekatan Supervised Learning," *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 3, pp. 283–288, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i3.1003.
- [17] W. Ariannor, E. A. Kusuma, F. Fadilah, and M. Arsyad, "Analyzing User Sentiments in Motor Vehicle Tax Applications Using the Naïve Bayes Algorithm," *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 20, no. 1, p. 91, 2024, doi: 10.35889/progresif.v20i1.1694.
- [18] H. Harnelia, "Analisis Sentimen Review Skincare Skintific Dengan Algoritma Support Vector Machine (Svm)," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4095.