



Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi Wink

Syahrudin¹, Fenilinas Adi Artanto², Ahmad Rifqi Maulana³, Filsafat⁴

^{1,2,3,4}Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Pekajangan Pekalongan, Kabupaten Pekalongan, Indonesia

Email: ¹syahrudin@umpp.ac.id, ²fenilinasadi@gmail.com, ³a.r.maulana@umpp.ac.id, ⁴filsafat@umpp.ac.id

Informasi Artikel

Diterima : 22-04-2025

Disetujui : 09-05-2025

Diterbitkan : 20-05-2025

ABSTRACT

Sentiment Sentiment Analysis is an important method in understanding user opinions of an application. This study aims to analyze the sentiment of users of the Wink application on the Google Play Store, which is a popular application that uses Artificial Intelligence (AI) in photo and video editing that has many templates and is easy to use. Sentiment analysis was carried out using the Lexicon-Based approach and the Support Vector Machine (SVM) classification algorithm. Data was taken from reviews on the Google Play Store Wink Application which obtained 1905 review data showing that 78.6% of users gave a rating of 4 to the application, while the Lexicon-Based approach identified 69.5% of reviews with positive sentiment values with many words that appear are "good", "very" and "very" where this is in accordance with the number of good ratings given also providing sentiment reviews that are mostly positive. By using the Support Vector Machine (SVM) classification algorithm, high accuracy results were obtained, namely 95% with a recall value of 1.00 and a precision of 0.93, which shows that the combination of the Lexicon-Based approach and the Support Vector Machine (SVM) algorithm is said to be effective in analyzing sentiment in Wink application reviews.

Keyword: *Lexicon Based, Google Play Store, Sentiment Analysis, Support Vector Machine, Wink*

ABSTRAK

Analisis Sentimen merupakan metode penting dalam memahami opini dari pengguna dari sebuah aplikasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentiment dari pengguna aplikasi Wink di Google Play Store yang merupakan aplikasi populer yang menggunakan Artificial Intelligence (AI) dalam editing foto dan

video yang memiliki banyak template dan mudah dalam penggunaannya. Analisis sentimen dilakukan dengan pendekatan *Lexicon-Based* dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Data diambil dari ulasan pada Google Play Store Aplikasi *Wink* yang didapatkan 1905 data ulasan yang menunjukkan bahwa 78,6% pengguna memberikan rating 4 pada aplikasi, sementara pada pendekatan *Lexicon-Based* mengidentifikasi 69,5% ulasan bernilai sentiment positif dengan banyak kata yang muncul adalah “bagus”, “banget” dan “sangat” dimana hal ini sesuai dengan banyaknya rating baik yang diberikan juga memberikan ulasan sentimen yang mayoritas bernilai positif. Dengan menggunakan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) didapatkan hasil *accuracy* yang tinggi yaitu 95% dengan nilai *recall* 1.00 dan *precision* 0.93 dimana hal tersebut menunjukkan bahwa kombinasi pendekatan *Lexicon-Based* dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dikatakan efektif dalam menganalisa sentiment pada ulasan aplikasi *Wink*.

Kata Kunci: Analisa Sentimen, *Google Play Store*, *Lexicon Based*, *Support Vector Machine*, *Wink*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan Teknologi Digital yang pesat mendorong pertumbuhan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) seperti pada aplikasi yang memanfaatkan AI dalam pengeditan foto dan video seperti pada aplikasi *Wink-Video AI Enhancement*. *Wink* merupakan aplikasi pengeditan video dan foto yang populer kalangan pengguna smartphone (Nugroho & Wulandari, 2025). *Wink* dirancang untuk mempermudah pengguna dari berbagai kalangan, menjadikan *Wink* sebagai solusi dalam mempermudah siapa saja yang ingin menghasilkan foto maupun video tajam tanpa peralatan mahal atau aplikasi berbayar tetapi menghasilkan karya yang profesional (Shandy, 2024).

Sebagai aplikasi yang memiliki banyak pengguna, *Wink* juga menerima banyak ulasan dari para penggunanya di Google Play Store. Ulasan ini mencerminkan kepuasan, kritik hingga pengalaman pengguna aplikasi *Wink*. Ulasan yang telah terkumpul ini menjadi sebuah data yang dapat menghasilkan wawasan yang bisa digunakan oleh pengembang maupun peneliti. Sehingga menganalisa ulasan pada aplikasi *Wink* menjadi penting untuk mengetahui persepsi public terhadap kinerja dan kegunaan aplikasi *Wink*.

Dalam menganalisa ulasan dapat menggunakan pendekatan analisis sentiment yang merupakan klasifikasi opini dalam bentuk teks tidak terstruktur yang berasal dari Bahasa yang bervariasi (Subowo et al., 2022). Metode analisis sentiment termasuk dalam *teks mining* dimana informasi akan didapatkan dari kumpulan data teks (Artanto, 2024a). Untuk menganalisa *teks mining* diperlukan pendekatan data mining, dengan menggunakan metode klasifikasi dimana nantinya data ulasan akan diklasifikasikan sesuai dengan label yang telah ditentukan (Rosanti et al., 2024). Metode klasifikasi dalam datamining memiliki beberapa algoritma seperti, *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM) (Fatkhudin et al.,

2023). Dari beberapa algoritma data mining *Support Vector Machine* (SVM) merupakan algoritma yang unggul dalam menangani data teks berdimensi tinggi, selain itu SVM memiliki kemampuan dalam memisahkan kelas data secara optimal, dan tahan terhadap noise dan overfitting yang menjadikannya sesuai untuk klasifikasi sentiment (Artanto, 2024b).

Dalam penelitian Artanto, (2024) algoritma SVM digunakan sebagai metode klasifikasi pada analisis sentiment dalam ulasan komentar media sosial twitter tentang anggota KPPS. Hasil yang didapatkan SVM memberikan performa baik dengan menghasilkan nilai akurasi sebesar 70% dengan hasil bahwa ulasan pada media sosial twitter tentang anggota KPPS memberikan ulasan bernilai positif sebanyak 99% dan 1% saja yang bernilai sentiment negatif.

Dalam penelitian Saputra Andri dan Subing Mulia, (2023) membandingkan algoritma SVM dan *Naïve Bayes* dalam analisis sentiment pengguna media sosial twitter dalam ulasan Piala Dunia 2022. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa SVM dikatakan lebih baik dari *Naïve Bayes* dengan nilai akurasi SVM 85%, sedangkan *Naïve Bayes* 82%.

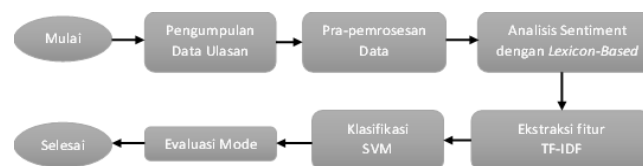
Selain itu pendekatan dengan metode *Lexicon-Based* dinilai mampu mengidentifikasi sentiment berdasarkan kosakata yang telah diberikan skor positif atau negatif. Metode *Lexicon-Based* merupakan metode yang mudah dipahami dan di implimentasikan pada analisis sentiment yang memerlukan interpretasi hasil yang jelas (Putri & Muthia, 2024). Seperti pada penelitian Muhammadi et al., (2022) dimana algoritma SVM dikombinasikan dengan metode *Lexicon-Based* pada analisis sentiment media sosial twitter dimana saat SVM tanpa menggunakan pendekatan *Lexicon-Based* hanya menghasilkan 80,77% nilai akurasi, sedangkan saat SVM dengan pendekatan *Lexicon-Based* memberikan nilai akurasi 81,73%.

Sedangkan pada penelitian Putri & Muthia, (2024) juga mengkombinasikan metode SVM dengan *Lexicon-Based* untuk ulasan pengguna Chat GPT. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa kombinasi metode SVM dan *Lexicon-Based* mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 90%.

Penelitian ini menerapkan kombinasi tersebut dalam menganalisis ulasan aplikasi *Wink-Video AI Enchantment* dimana ulasan yang akan di analisis adalah sebuah ulasan aplikasi yang menggunakan basis AI dalam bidang editing video. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan Gambaran tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi *Wink*, serta mengevaluasi efektivitas kombinasi metode SVM dan *Lexicon-Based* dalam menghasilkan klasifikasi sentiment yang akurat.

2. METODE

Dalam Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen berbasis kombinasi *Lexicon-Based* dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan tahapan penelitian pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dalam gambar 1 sebagai alur penjas dapat dijabarkan sebagai berikut:

a. Pengumpulan Data

Data diambil dari Google Play Store dengan memanfaatkan metode Google Play Scraper dimana pengumpulan data akan menjadi lebih mudah dan otomatis dalam mengumpulkan informasi dari ribuan pengguna aplikasi di Google Play (Rosanti et al., 2025). Pengambilan data dilakukan pada 10 November 2024 dengan memanfaatkan Google Collabs dengan sintaks:

```
!conda install -y gdown
!pip install google-play-scraper
data, continuation_token = reviews('com.meitu.Wink',
lang='id', country='id', sort=Sort.NEWEST)
```

Syntaks tersebut digunakan untuk mengambil ulasan terbaru dari aplikasi *Wink* di Google Play Store dalam Bahasa Indonesia dan dari pengguna di Indonesia. Hasil yang didapatkan akan disimpan dalam variable “data”.

b. Pra-pemrosesan Data

Data teks ulasan akan diproses melalui beberapa tahapan untuk membersihkannya dari elemen yang tidak relevan, meliputi Case Folding yang merupakan proses dalam mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (Fatkhudin et al., 2024). Tokenisasi dimana kalimat akan dipisah menjadi kata-kata (Que et al., 2020). Cleaning Data merupakan proses menghapus, membersihkan data yang berupa tanda baca, angka, symbol, dan karakter khusus lainnya (Eskiyaturrofikoh & Suryono, 2024). Stopword Removal dimana kata-kata umum yang tidak memiliki makna sentiment seperti yang, ya, dan, di akan dihapus (Larasati et al., 2022). Stemming mengubah kata ke bentuk dasar Bahasa menggunakan stemmer Bahasa Indonesia (Rosanti et al., 2024).

c. Analisis Sentiment

Pendekatan *Lexicon* digunakan untuk memberikan label sentiment awal pada setiap ulasan (positif, negatif) berdasarkan skor kosakata dari lexicon Bahasa Indonesia (Amaliah & Dwi Nuryana, 2022). Metode analisis dari metode *lexicon* adalah VADER (*Valance Dictionary and Sentiment Reasoner*) yang memilidi 7.500 kata yang didalamnya terdapat sentiment yang terkait dengan sinonim dan akronim (Gultom et al., 2024). Untuk mendeteksi klasifikasi sentiment memanfaatkan *library* phyton dengan *score polarity* < 0 merupakan sentiment negatif, *score polarity* = 0 merupakan sentiment netral dan *score polarity* > 0 merupakan sentiment positif (Giovanni et al., 2024). Hasil dari tahapan ini akan berupa data yang telah memiliki label sentiment yang dapat digunakan dalam metode klasifikasi.

d. Ekstrasi Fitur

Data yang telah berlabel dengan pendekatan *Lexicon* maka data dalam bentuk teks tersebut akan diubah menjadi representasi numerik agar bisa digunakan oleh algoritma klasifikasi SVM dengan menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse*

Document Frequency) yang merupakan metode dalam pembobotan kata dalam dokumen dengan perhitungan matematis (Murnastiti et al., 2025). Metode TF-IDF menggunakan perhitungan sebagai berikut (Rahman, 2023):

$$TF - IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t)$$

dimana:

t = term (kata)

d = dokumen (ulasan)

$$TF(t, d) = \frac{\text{jumlah kemunculan } t \text{ dalam } d}{\text{total kata dalam } d}$$

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{n_t} \right)$$

dengan: N = Jumlah total dokumen dan n_t = jumlah dokumen yang mengandung t

e. Klasifikasi

Data hasil ekstraksi fitur kemudian dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji. Model SVM bekerja dengan mencari hyperlane terbaik yang memisahkan dua kelas data (positif dan negatif) dengan margin maksimal (Pohan et al., 2022).

f. Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan akurasi dimana presentase prediksi benar terhadap total prediksi dihitung sebagai acuan kesuksesan kombinasi dari pendekatan *Lexicon-Based* dengan algoritma *Support Vector Machine*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Dari ulasan aplikasi *Wink* pada Google Play Store yang telah di ambil dengan menggunakan Google Play Scraper didapatkan 1905 data ulasan sebagai berikut:

Tabel 1. Ulasan Aplikasi *Wink* dengan Google Play Scraper

	Review Id	user Name	userImage	content	score	thumbs UpCount	reviewCreatedVersion	at	reply Content	repliedAt	appVersion
1	86343dce-aa48-484e-ae5c-81eb8c17cc63	Rosa Octavia	https://play-lh.googleusercontent.com/-ALV-U...	aplikasi yg bgus, tolong jgn berburu	5	0	1.9.1.5	##### ##### #	None	NaT	1.9.1.5
2	39757cb4-587e-4388-9692-	Hizkia Pardede	https://play-lh.googleusercontent.com/-ALV-U...	sangat membantu	5	0	1.9.1.5	##### ##### #	None	NaT	1.9.1.5

Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi *Wink*

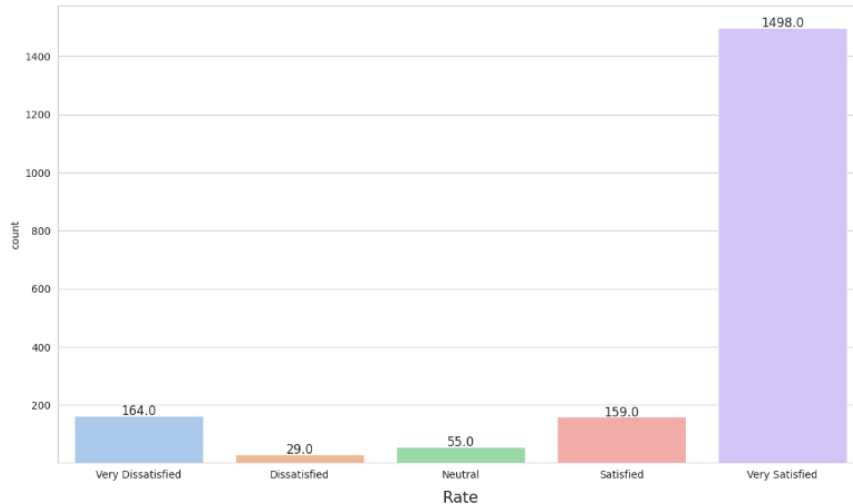
1f83cf	28703	8	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1	a78a8f	Kat	https://play-	bagu	4	0	1.9.0.5	#####	None	NaT	1.9.0.	...
9	7c-	shu	lh.googleuser	ss				#####			5	
0	9889-	o	content.com/a					#				
4	40ea-		-/ALV-U...									
	a58d-											
	3550b											
	6b0d2											
	79											
1	dadfa0	De	https://play-	belu	1	4	1.9.0.5	#####	None	NaT	1.9.0.	...
9	71-	nzz	lh.googleuser	m				#####			5	
0	3b73-	X	content.com/a	juga				#				
5	4a98-		-/ALV-U...	dipa								
	bad2-			ke,								
	89070			tiba								
	22b7c6			tiba								
	1			jarin								
				gan								
				berm								
				asal..								
				.								

Data pada tabel 1 memiliki beberapa informasi dari aplikasi *Wink* di Google Play Store yang terlihat pada kolom data dengan nama, reviewId, userName, userImage, content, score, thumbsUpCount, reviewCreatedVersion, at, replyContent, replyAt, appVersion yang berjumlah 1905 data ulasan. Dari Kumpulan data tersebut di lakukan pengujian *missing values*, agar kolom dan baris yang memiliki data tidak lengkap dapat dihilangkan dari data sehingga data bersih dan siap digunakan dalam analisis sentiment. Dalam pengujian *missing value* didapatkan hasil sebagai berikut:

Variabel	Missing Value
reviewId	0
userName	0
userImage	0
content	0
score	0
thumbsUpCount	0
reviewCreatedVersion	231
at	0
replyContent	1872
repliedAt	1872
appVersion	231

Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi *Wink*

Dari tabel 2 terlihat ada beberapa data yang memiliki nilai *missing value*, sehingga data *reviewCreatedVersion*, *replyContent*, *repliedAt*, dan *appVersion* dihapus dari data. Setelah itu didapatkan distribusi dari rating pengguna aplikasi *Wink* sebagai berikut:



Gambar 2. Distribusi Rating pengguna Aplikasi *Wink*

Dengan *Very Dissatisfied* menunjukkan rating 0, *Dissatisfied* menunjukkan rating 1, *Neutral* menunjukkan rating 2, *Satisfied* menunjukkan rating 3, dan *Very Satisfied* menunjukkan rating 4. Terlihat bahwa mayoritas pengguna aplikasi *Wink* memberikan rating 4 (*Very Satisfied*) sebanyak 1498 ulasan.

3.2. Pra-pemrosesan Data

Dalam tahapan ini data dipersiapkan agar siap untuk dilakukan analisis sentiment, Langkah awal adalah dengan melakukan *case folding* dimana huruf diubah menjadi huruf kecil, Selanjutnya dilakukan tahapan *cleaning data* dimana data yang berisi berupa tanda baca, angka, symbol, dan karakter khusus lainnya dihapus. Selanjutnya *Normalization* untuk menstandarkan bentuk kata agar seragam dengan bahasa yang formal. Selanjutnya dilakukan proses Tokenisasi dimana data yang berupa kalimat akan dipisah menjadi kata. Hasil akhir dari tahapan tersebut terlihat pada tabel 3 berikut ini:

Tabel 3. Hasil Pra-pemrosesan data awal

	content	clean_review	normalization	final_text	token
0	aplikasi yg bgus, tolong jgn membayar	aplikasi yg bgus tolong jgn membayar	aplikasi yang bagus tolong jangan membayar	aplikasi yang bagus tolong jangan membayar	[aplikasi, yang, bagus, tolong, jangan, jangan, membayar]
1	sangat membantu	sangat membantu	sangat membantu	sangat membantu	[sangat, membantu]
2	mantap	mantap	mantap	mantap	[mantap]
3	keren 🤖	keren	keren	keren	[keren]

Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi *Wink*

Dari data yang telah dilakukan pra-pemrosesan data pada tabel tokenisasi kata yang sering muncul dikumpulkan dan didapatkan data mayoritas kata yang sering keluar pada tabel 4 dan *wordcloud* pada gambar 3 sebagai berikut:

Tabel 4. *Kata yang sering muncul*

No.	words	count
1	bagus	509
2	aplikasi	344
3	banget	255
4	sangat	222
5	tidak	186



Gambar 3. *WordCloud* ulasan pengguna Aplikasi Wink

Dari tabel 4 dan gambar 3 terlihat bahwa kata yang sering muncul adalah bagus sebanyak 509, aplikasi sebanyak 344, banget sebanyak 255, sangat sebanyak 222, dan tidak sebanyak 186. Tahapan selanjutnya dilakukan *Stopword Removal* dimana kata-kata umum yang tidak memiliki makna sentiment seperti yang, ya, dan, di akan dihapus dan tahapan *Stemming* mengubah kata ke bentuk dasar Bahasa menggunakan stemmer Bahasa Indonesia menghasilkan data pada tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. *Stopword removal* dan *Stemming* data

	content	clean_review	normalization	final_text	token	stop_review	stem_review
0	aplikasi yg bgus, tolong jgn berbayar	aplikasi yg bgus tolong jgn berbayar	aplikasi yang bagus tolong jangan berbayar	aplikasi yang bagus tolong jangan berbayar	[aplikasi, yang, bagus, tolong, jangan, berbayar]	[aplikasi, bagus, tolong, berbayar]	aplikasi bagus tolong bayar
1	sangat membantu	sangat membantu	sangat membantu	sangat membantu	[sangat, membantu]	[membantu]	bantu
2	mantap	mantap	mantap	mantap	[mantap]	[mantap]	mantap
3	keren 😁	keren	keren	keren	[keren]	[keren]	keren

3.3. Analisis Sentiment

Pada tahapan ini dilakukan pelabelan sentiment pada data menggunakan pendekatan *Lexicon-Based*. Untuk mendapatkan label positif dan negatif dari *Lexicon-Based* digunakan sintaks berikut:

Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi *Wink*

```
!gdown --id 1h0YYAYMGsd0JoqDcBxjhtVm6koOnk-KQ
```

dimana sintaks tersebut berfungsi untuk mendownload kamus *lexicon* positif

```
!gdown --id 1HVydsM-fsSdIugnuSF6L9-Ai4UnRB_ju
```

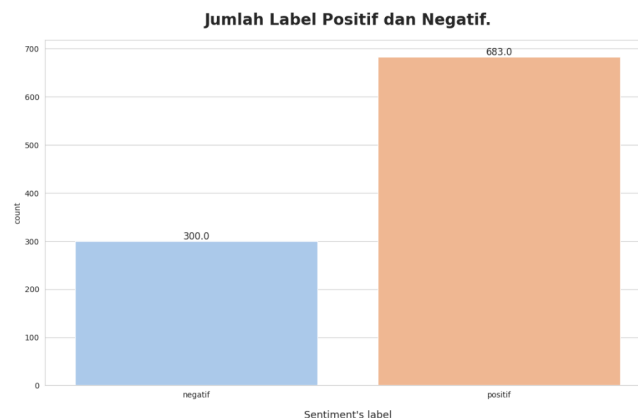
dimana sintaks tersebut berfungsi untuk mendownload kamus *lexicon* negatif

ulasan diberikan score dengan menyesuaikan bobot kata dalam kamus *lexicon* dengan bobot +5 untuk kata positif dan -5 untuk kata negatif. Setelah itu dilakukan klasifikasi ulasan dengan pelabelan positif, negatif dan netral yang menghasilkan data pada tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 6. *Jumlah Sentimen ulasan*

	polarity
Positif	683
negatif	300
netral	28

Karena dalam penelitian ini berfokus pada sentimen positif dan negatif saja, maka sentimen dengan label netral (0) dihilangkan, dan mendapatkan distribusi sentiment pada gambar 4 sebagai berikut:



Gambar 4. Distribusi sentiment aplikasi *Wink*

Dari hasil label sentiment dengan pendekatan *Lexicon-Based* mendapatkan hasil *wordcloud* positif pada gambar 5 dan *wordcloud* negatif pada gambar 6 sebagai berikut:



Gambar 5. *Wordcloud* sentiment positif aplikasi Wink

Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi *Wink*



Gambar 6. *Wordcloud* sentiment negatif aplikasi *Wink*

3.4. Ekstraksi Fitur

Tahapan ini data yang telah memiliki label positif dan negatif dari pendekatan *Lexicon-Based* akan di analisis dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan pengujian dengan SVM didapatkan hasil pada tabel 7 sebagai berikut:

Tabel 7. *Pengujian SVM*

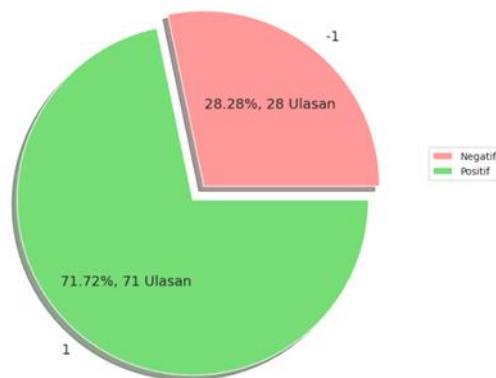
	test_size	random_state	confusion_matrix	accuracy	recall	precision
0	0,10	0	[[27, 4], [1, 67]]	0,95	0,99	0,94
1	0,10	5	[[25, 7], [1, 66]]	0,92	0,99	0,90
2	0,10	10	[[27, 7], [1, 64]]	0,92	0,98	0,90
3	0,10	15	[[26, 4], [1, 68]]	0,95	0,99	0,94
4	0,10	20	[[28, 5], [0, 66]]	0,95	1,00	0,93
5	0,10	25	[[25, 3], [1, 70]]	0,96	0,99	0,96
6	0,20	0	[[50, 10], [3, 134]]	0,93	0,98	0,93
7	0,20	5	[[51, 8], [2, 136]]	0,95	0,99	0,94
8	0,20	10	[[50, 9], [4, 134]]	0,93	0,97	0,94
9	0,20	15	[[42, 17], [1, 137]]	0,91	0,99	0,89
10	0,20	20	[[52, 12], [4, 129]]	0,92	0,97	0,91
11	0,20	25	[[49, 9], [4, 135]]	0,93	0,97	0,94
12	0,30	0	[[72, 12], [13, 198]]	0,92	0,94	0,94
13	0,30	5	[[75, 15], [2, 203]]	0,94	0,99	0,93
14	0,30	10	[[80, 11], [7, 197]]	0,94	0,97	0,95
15	0,30	15	[[64, 21], [3, 207]]	0,92	0,99	0,91
16	0,30	20	[[79, 18], [4, 194]]	0,93	0,98	0,92
17	0,30	25	[[73, 13], [4, 205]]	0,94	0,98	0,94
18	0,30	0	[[96, 19], [14, 265]]	0,92	0,95	0,94
19	0,30	5	[[103, 18], [5, 268]]	0,94	0,98	0,94
20	0,30	10	[[99, 21], [8, 266]]	0,93	0,97	0,93
21	0,30	15	[[91, 20], [6, 277]]	0,93	0,98	0,93
22	0,30	20	[[97, 26], [6, 265]]	0,92	0,98	0,91
23	0,30	25	[[100, 17], [9, 268]]	0,93	0,97	0,94

Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Lexicon-Based* dalam Analisis Sentiment Ulasan Pengguna Aplikasi *Wink*

Dari tabel 10 menunjukkan bahwa SVM paling optimal terdapat pada nilai *test_size* 0,1 dan *random stage* 20. Dari hasil *test_size* tersebut menunjukkan bahwa nilai pembagian yang optimal untuk metode SVM adalah dengan membagi menjadi data test sebanyak 10% dan 90% data akan digunakan sebagai data latih karena memiliki nilai *recall* terbaik yaitu 1, dengan nilai *random_stage* 20 dengan diharapkan akan memberikan dasar yang kuat dan model yang dapat digunakan dalam aplikasi nyata.

3.5. Klasifikasi

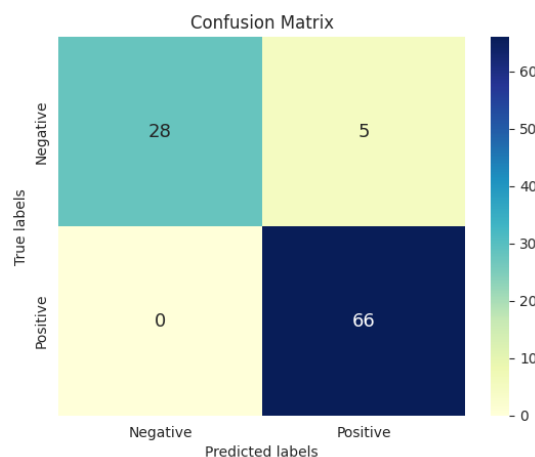
Dalam tahapan ini data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan membagi sebanyak 10% data test atau data uji dan 90% data latih. Dari pembagian tersebut didapatkan hasil prediksi analisis sentiment ulasan pengguna aplikasi *Wink* seperti pada gambar 7 sebagai berikut:



Gambar 7. Grafik Sentiment aplikasi *Wink*

3.6. Evaluasi Model

Dari pengujian klasifikasi sentiment dengan pendekatan *Lexicon-Based* dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* didapatkan hasil *Confusion Matrix* pada gambar 8 dan tabel 11 sebagai berikut:



Gambar 8. *Confuciiion Matrix* SVM pada ulasan aplikasi *Wink*

Tabel 8. *Confusion Matrix* SVM

	precision	recall	f1-Score	support
Negative	1,00	0,85	0,92	33
Positive	0,93	1,00	0,96	66
accuracy			0,95	99
macro avg	0,96	0,92	0,94	99
weighted avg	0,95	0,95	0,95	99

Hasil tersebut menunjukkan bahwa:

1. Pada kelas negatif *precision* 1.00 menunjukkan semua prediksi negative pada model SVM benar dan tidak ada yang salah, sedangkan *recall* 0.85 mengidentifikasi 85% dari semua kasus ulasan negatif yang sebenarnya ada 15% kasus ulasan negatif yang tidak terdeteksi, sedangkan pada nilai *f1-score* 0,92 menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* pada kelas negative.
2. Pada kelas positif *precision* 0.93 menunjukkan bahwa prediksi positif pada model SVM benar dan menunjukkan model akurat dalam mengidentifikasi kelas positif, sedangkan nilai *recall* 1.00 mengidentifikasi model berhasil mengidentifikasi semua kasus positif yang sebenarnya, sedangkan pada nilai *f1-score* 0,96 menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* pada kelas positif.
3. Pada akurasi model menunjukkan *accuracy* 0.95 artinya 95% dari semua prediksi yang dibuat oleh model adalah benar dan menunjukkan performa model yang sangat baik.

Hasil akhir menunjukkan bahwa performa yang sangat baik dengan *precision* dan *recall* yang tinggi pada kelas negative dan positif, dan juga memiliki nilai akurasi sebesar 95% menunjukkan bahwa pendekatan *Lexicon-Based* dengan algoritma SVM dapat dikatakan baik dalam menguji sentiment ulasan pada aplikasi *Wink*.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap 1905 ulasan pengguna aplikasi *Wink* di Google Play Store menunjukkan bahwa 78,6% pengguna aplikasi memberikan rating 4 pada aplikasi *Wink*. Dari pendekatan metode *Lexicon-Based* menunjukkan bahwa terdapat 69,5% ulasan bernilai sentiment positif. Hal tersebut sesuai dengan distribusi rating yang mayoritas memberikan rating yang baik. Dalam ulasan pengguna aplikasi *Wink* kata yang sering muncul juga menunjukkan kata yang berkonotasi positif seperti bagus, banget dan sangat yang juga sesuai dengan mayoritas sentiment positif pada pendekatan *Lexicon-Based*. Kata yang berkonotasi negatif adalah kata tidak, jaringan dan error yang mengindikasikan bahwa ada kendala teknis dalam mengakses aplikasi *Wink*. Sedangkan pada pengujian menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan hasil yang baik dengan nilai akurasi sebesar 95%. Artinya dimana algoritma SVM dengan pendekatan *Lexicon-Based* dapat dikatakan unggul dan baik dalam melakukan analisis sentiment pada ulasan aplikasi *Wink* di Google Play Store.

4.2. Saran

Adanya ulasan negative pada kata jaringan dan error menjelaskan ada kendala yang didapatkan pengguna aplikasi *Wink* berupa kendala teknis aplikasi yang dapat dijadikan pengembangan aplikasi. Sedangkan pada metode penelitian selain pendekatan *Lexicon-Based* dapat dilakukan pendekatan lainya seperti *LongShort-Term Memory* (LSTM) atau *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) dan juga dapat menggunakan algortima selain SVM seperti *Random Forest*, maupun *Support Vector Regression* (SVR).

DAFTAR PUSTAKA

- Amaliah, F., & Dwi Nuryana, I. K. (2022). Perbandingan Akurasi Metode Lexicon Based Dan Naive Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Pendapat Masyarakat Terhadap Aplikasi Investasi Pada Media Twitter. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 3(03), 384–393. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n03.p384-393>
- Artanto, F. A. (2024a). Analisis Sentimen Opini Publik terhadap Fenomena Bunuh Diri Mahasiswa di Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Satesi: Jurnal Sains Teknologi Dan Sistem Informasi*, 4(1), 70–76. <https://doi.org/10.54259/satesi.v4i1.2908>
- Artanto, F. A. (2024b). Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Anggota KPPS. *Jurnal FASILKOM (Teknologi InFormASi Dan Ilmu KOMputer)*, 14(1), 75–79. <https://doi.org/https://doi.org/10.37859/jf.v14i1.6795>
- Eskiyaturofikoh, & Suryono, R. R. (2024). Analisis Sentimen Aplikasi X Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM). *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(3), 1408–1419. <https://doi.org/https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5392>
- Fatkhudin, A., Artanto, F. A., Safli, N. A., & Wibowo, D. (2024). Decision Tree Berbasis SMOTE dalam Analisis Sentimen Penggunaan Artificial Intelligence untuk Skripsi. *Remik: Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 8(April), 494–505. <https://doi.org/10.33395/remik.v8i2.13531>
- Fatkhudin, A., Khambali, A., Artanto, F. A., & Zade, N. A. P. (2023). Implementasi Algoritma Clustering K-Means Dalam Pengelompokan Mahasiswa Studi Kasus (Prodi Manajemen Informatika). *Jurnal Minfo Polgan*, 12(2), 777–783. <https://doi.org/10.33395/jmp.v12i2.12494>
- Giovanni, N., Olivia Pangaribuan, M. M., Mulyono, A., & Muttaqin, Z. (2024). Analisis Sentimen Menggunakan Metode Vader, Sentiart dan Analisis Tematik pada Akun Instagram Pecinta Hewan Peliharaan. *Jurnal Manajemen Pendidikan Dan Ilmu Sosial*, 6(1), 426–443. <https://doi.org/10.38035/jmpis.v6i1.3425>

- Gultom, M., Marikros, J., & Rusli, W. (2024). Penerapan Vader Sentiment untuk Mendeteksi Sentimen Bahasa Inggris berbasis Website. *Seminar NAsional Corisindo*, 13–18.
- Larasati, F. A., Ratnawati, D. E., & Hanggara, B. T. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(9), 4305–4313. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Muhammadi, R. H., Laksana, T. G., & Arifa, A. B. (2022). Combination of Support Vector Machine and Lexicon-Based Algorithm in Twitter Sentiment Analysis. *Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 8(1), 59–71. <https://doi.org/10.23917/khif.v8i1.15213>
- Murnastiti, N. A., Fatyanosa, T. N., & Marji. (2025). Analisis Sentimen Terhadap Makanan Manis di Platform X Menggunakan TF-IDF dan Naive Bayes. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1(1), 1–7.
- Nugroho, T. A., & Wulandari, I. (2025, January 1). Cara Meningkatkan Ketajaman Video dengan Aplikasi. *Rri.Co.Id*. <https://rri.co.id/ipitek/1231185/cara-meningkatkan-ketajaman-video-dengan-aplikasi>
- Pohan, R., Ratnawati, D., Arwani, I., a, b, c, & d. (2022). Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Model Bag-of-Words dalam Analisis Sentimen mengenai PILKADA 2020 pada Pengguna Twitter. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(10), 4924–4931. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Putri, D. A., & Muthia, D. A. (2024). Implementasi Metode Lexicon Based dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Ulasan Pengguna ChatGPT. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 9(2), 80–86.
- Que, V. K. S., Iriani, A., & Purnomo, H. D. (2020). Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(2), 162–170. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v9i2.102>
- Rahman, A. A. (2023). *Implementasi Pembobotan BoW dan TF-IDF Pada Algoritma Random Forest untuk Analisis Sentimen* [Universitas Pendidikan Indonesia]. <http://repository.upi.edu/id/eprint/102235>
- Rosanti, C., Artanto, F. A., & Saputra, R. E. (2024). Analisis Sentiment Pengguna Aplikasi Mobile Banking Pada Bank Syariah Dengan Support Vector Regression. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 4(8), 341–347. <https://doi.org/https://doi.org/10.52436/1.jpti.460>
- Rosanti, C., Artanto, F. A., & Saputra, R. E. (2025). Perception of user opinions towards sharia mobile banking applications in Indonesia based on comments on Google Play Store. *Serambi*, 7(1), 97–108. <https://doi.org/https://doi.org/10.36407/serambi.v7i1.1486>

- Saputra Andri , Subing Mulia, P. R. (2023). Perbandingan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter Mengenai Piala Dunia Fifa 2022. *Teknomatika*, 13(01), 22–31. <http://ojs.palcomtech.ac.id/index.php/teknomatika/article/view/616>
- Shandy, E. (2024, November 24). Wink, Aplikasi Penjernih Foto Gratis yang Memukau. *Kanal24.Co.Id*. <https://kanal24.co.id/wink-aplikasi-penjernih-foto-gratis-yang-memukau/>
- Subowo, E., Adi Artanto, F., Putri, I., & Umaedi, W. (2022). BLTSM untuk analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi belanja online dengan cicilan. *Jurnal Fasilkom*, XII(Ii), 132–140.