
ANALISIS SENTIMEN TERHADAP GAME CLASH OF CLANS BERDASARKAN ULASAN PEMAIN MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

Satria Bayu Agustian¹, Ahmad Dani Tengku Pasyah², Lahenda Vinaro³, Rame Santoso⁴,
Indah Purwandani⁵

¹ 19210622@bsi.ac.id, ² 19210616@bsi.ac.id, ³ 19210635@bsi.ac.id, ⁴rame.rms@bsi.ac.id,
⁵indah@bsi.ac.id

¹Program Studi Sistem Informasi, ²Fakultas Teknik dan Informatika, ³Universitas Bina Sarana
Informatika

Abstrak

Hingga saat ini, *game Clash of Clans* masih populer dan mendapat banyak ulasan di *Google Play Store*. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pemain menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Sebanyak 3.287 ulasan dikumpulkan selama April-Mei 2025. Data diproses melalui *cleaning, case folding, word normalization, tokenizing, stopword removal*, dan *stemming*. Sentimen dilabeli menjadi positif dan negatif untuk melatih model klasifikasi, dilanjutkan pembobotan kata dengan TF-IDF, lalu diklasifikasikan menggunakan SVM. Hasil menunjukkan mayoritas ulasan bernada positif. Model yang dibangun mampu mengklasifikasikan sentimen dengan baik, akurasi mencapai 89%. Temuan ini diharapkan membantu pengembang memahami preferensi dan keluhan pemain, serta membuktikan bahwa metode *machine learning* seperti SVM efektif dalam menganalisis sentimen secara otomatis, akurat, dan efisien.

Kata kunci: Analisis Sentimen, *Clash of Clans*, TF-IDF, *Support Vector Machine*

Abstract

Currently, *Clash of Clans* remains widely played and continues to receive numerous reviews on the *Google Play Store*. This study aims to analyze player sentiment using the *Support Vector Machine (SVM)* method. A total of 3,287 reviews were collected from April to May 2025. The data was processed through several stages, including *cleaning, case folding, word normalization, tokenizing, stopword removal, and stemming*. Sentiments were labeled as positive or negative to train the classification model, followed by term weighting using TF-IDF, and then classified using SVM. The results show that most reviews expressed positive sentiment. The developed model achieved an accuracy of 89%, indicating strong classification performance. These findings are expected to provide valuable insights for developers to better understand player preferences and complaints, and demonstrate that machine learning methods such as SVM can be an effective approach for analyzing player sentiment automatically, accurately, and efficiently.

Keywords: Sentiment Analysis, *Clash of Clans*, TF-IDF, *Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

Kemajuan teknologi informasi dan komunikasi berperan besar dalam mempercepat pertumbuhan industri game. Peran game saat ini telah berkembang dari hiburan semata menjadi media edukasi, sarana simulasi, bahkan bagian dari *e-sport*. Dalam bahasa Indonesia, istilah *game* berarti permainan. Namun seiring kemajuan teknologi, istilah game juga mencakup permainan yang diprogram pada perangkat dan dapat dimainkan secara *offline* maupun *online* [1]. Menurut Azkia, *Game* adalah permainan yang dapat mengisi waktu luang berbagai usia dan menjadi sarana mengekspresikan perasaan, bahkan hingga membuat pemain lupa waktu [2].

Salah satu *game* strategi populer adalah *Clash of Clans* yang dikembangkan oleh supercell dari Finlandia. Diluncurkan pertama kali di iOS pada 2 Agustus 2012 dan di Android pada 7 Oktober 2013, game ini dibuat oleh Lasse Louhento dan Lassi Leppinen untuk menghadirkan pengalaman strategi yang sederhana [3]. *Game* ini dapat diakses di Android, iOS, dan Windows, dan pada tahun 2025 telah diunduh lebih dari 500 juta kali dengan *rating* di atas 7 serta mendapatkan lebih dari 61,9 juta ulasan. Meskipun popularitasnya tinggi, penelitian yang menganalisis persepsi pemain secara mendalam masih terbatas. Hal

ini menunjukkan bahwa meskipun *game Clash of Clans* sangat populer, masih sedikit penelitian yang membahas bagaimana pemain merespons dan merasakan pengalaman bermainnya. Pemahaman ini dapat membantu pengembangan *game* strategi di masa mendatang.

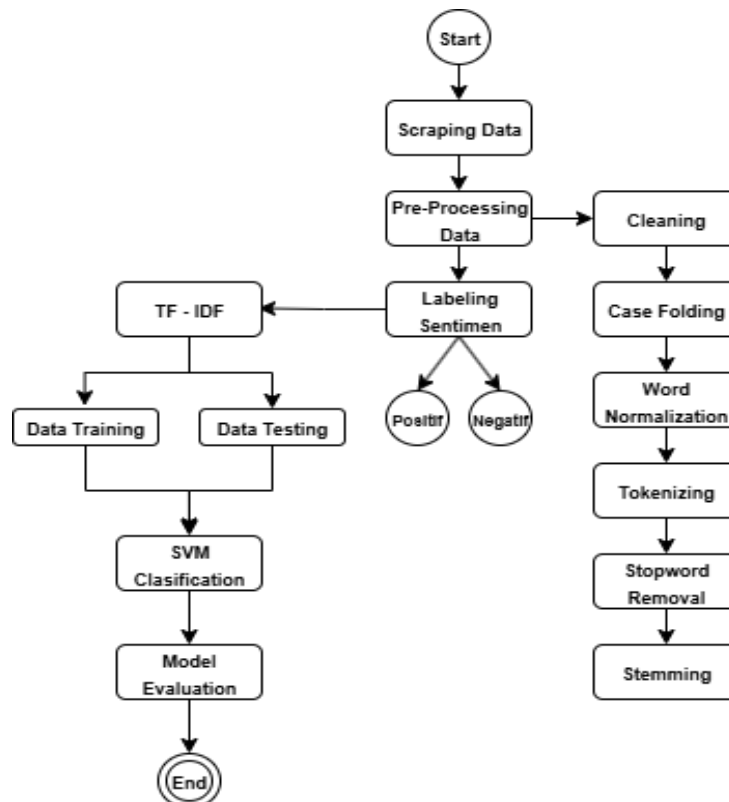
Ulasan pemain yang diperoleh melalui Google Play Store dapat dijadikan referensi penting bagi pengembang untuk melakukan peningkatan kualitas game. Dengan demikian, analisis sentimen diperlukan agar persepsi pemain dapat dipahami secara keseluruhan. Metode *Support Vector Machine* dapat diterapkan karena memiliki kemampuan yang efektif dalam mengklasifikasikan data teks. Menurut Tangraeni, *Support Vector Machine* adalah metode klasifikasi berbasis *machine learning* yang memprediksi kategori dengan menggunakan *hyperplane* untuk membedakan opini positif dan negatif [4]. Menurut Hartmann, Kelebihan SVM terletak pada kemampuannya menangani data yang tidak linear dan berdimensi tinggi [5].

Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan SVM efektif dalam analisis sentimen pada berbagai bidang, seperti *game Mobile Legends* [6], *game Lokapala* [7], aplikasi *e-commerce* seperti Shopee [8], media sosial seperti TikTok [9], dan aplikasi *Jamsostek Mobile* [10]. Namun, penelitian khusus untuk *game* strategi seperti *Clash of Clans* masih jarang dilakukan. Hal ini menjadi celah yang akan diisi dalam penelitian ini. Karena ulasan pemain di *Google Play Store* dapat memberikan informasi penting mengenai pengalaman dan persepsi pemain *game Clash of Clans*.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengevaluasi sentimen pemain terhadap *game Clash of Clans* melalui ulasan yang ada di *Google Play Store*. Opini pemain diklasifikasikan menjadi kategori positif dan negatif dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*, serta menilai tingkat keakuratan SVM dalam memproses dan menangani data ulasan tersebut. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih jelas mengenai persepsi pemain serta menilai efektivitas SVM dalam analisis sentimen pada *game* strategi.

2. Metode

Gambar 1 menyajikan gambaran mengenai tahapan penelitian yang dilakukan [11]:



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini berfokus pada pemanfaatan data *mining* sebagai upaya mengekstraksi informasi berharga dari kumpulan data berukuran besar dengan memanfaatkan metode matematis, statistik, dan kecerdasan buatan [12]. Data *mining* bertujuan untuk menemukan pola, keterkaitan, dan pengetahuan baru yang dapat mendukung proses pengambilan keputusan [13].

Dalam penelitian ini, data *mining* digunakan untuk melakukan analisis sentimen, yaitu proses mengidentifikasi opini atau penilaian pengguna terhadap suatu entitas, baik bersifat positif maupun negatif [14]. Menurut Mahesh, analisis sentimen adalah bagian dari *Natural Language Processing* (NLP) atau *Text Mining* dalam *Machine Learning* (ML), yang memanfaatkan algoritma serta model statistik untuk membantu sistem komputer mengelola data dalam jumlah besar secara lebih efektif [15].

Analisis sentimen dipilih karena mampu memberikan gambaran mengenai persepsi pemain terhadap *game Clash of Clans* berdasarkan ulasan yang tersedia pada platform *Google Play Store*. Dengan pendekatan ini, opini para pemain dapat diolah menjadi informasi yang lebih terstruktur sehingga dapat bermanfaat dalam memahami kecenderungan sentimen pemain terhadap *game* tersebut.

2.2 Scraping Data

Menurut Ernianti, *Scraping* data merupakan metode otomatis untuk mengumpulkan informasi dari sumber tertentu secara terstruktur [16]. Dalam penelitian ini, *scraping* data dilakukan melalui *Google Play Store* menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan library *google-playscraper* yang dijalankan pada platform *Google Colab*. Data yang dikumpulkan meliputi ulasan serta penilaian pengguna terhadap *game Clash of Clans*. Selanjutnya, data tersebut disimpan dalam format CSV atau Excel untuk diproses pada tahap *preprocessing*.

2.3 Preprocessing Data

Dalam pengolahan teks, *preprocessing* menjadi salah satu tahap yang sangat penting untuk mengubah data mentah menjadi format terstruktur yang siap dianalisis. Proses ini membuat data lebih bersih dan konsisten sehingga meningkatkan akurasi analisis sentimen. Tahapan *preprocessing* meliputi *cleaning*, *case folding*, *word normalization*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* [17].

- Cleaning*: Proses menghapus karakter yang tidak diperlukan, termasuk tanda baca, angka, dan simbol khusus.
- Case Folding*: Mengubah semua huruf menjadi huruf kecil agar konsistensi teks terjaga.
- Word Normalization*: Mengonversi kata-kata tidak baku atau singkatan menjadi bentuk kata yang baku.
- Tokenizing*: Memecah teks menjadi unit-unit kata atau token.
- Stopword Removal*: Menghapus kata-kata umum yang kurang memiliki makna, seperti “ini”, “dan”, “yang”, atau “di”.
- Stemming*: Mengubah kata ke bentuk dasar dengan menghilangkan imbuhan yang menempel pada kata.

2.4 Labeling Sentimen

Labeling sentimen merupakan proses pemberian kelas pada teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Proses ini dapat dilakukan secara manual dengan hasil lebih akurat namun memerlukan waktu, atau secara otomatis dengan library seperti *TextBlob* yang lebih efisien tetapi kurang presisi [18]. Pada penelitian ini, *labeling* digunakan untuk memudahkan klasifikasi dan analisis sentimen ulasan pemain *game Clash of Clans*.

2.5 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*) merupakan metode yang mengubah teks menjadi data numerik dengan memberi bobot pada setiap kata sesuai tingkat kepentingannya dalam dokumen [19]. Metode ini membantu membedakan kata umum dan kata bermakna khusus, sehingga meningkatkan akurasi analisis sentimen dengan algoritma seperti SVM. Data kemudian dibagi menjadi data latih 80% dan data uji 20% untuk melatih serta mengevaluasi model [20]. Adapun rumus dari metode TF-IDF sebagai berikut [21].

$$TF(t) = \frac{\text{Jumlah Kata (t) dalam komentar}}{\text{Jumlah total kata dalam komentar}}$$

$$IDF = \frac{1 + \text{Total Dokumen Frekuensi (N)}}{1 + \text{Jumlah Total Kata (DF)}} + 1$$

$$TF-IDF = TF \times IDF$$

Keterangan:

TF : *Term Frequency*

DF : *Document Frequency*

IDF : *Inverse Document Frequency*

(t) : *Term* atau sebuah kata dalam komentar

N : Jumlah total dokumen

2.6 SVM Clasification

Menurut Lidya, *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode *supervised learning* yang menganalisis data dengan mencari *hyperplane* terbaik sebagai pemisah antar kelas, sehingga efektif digunakan dalam klasifikasi sentimen [22]. Dalam penelitian ini, metode SVM diterapkan karena mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pemain *game Clash of Clans* secara lebih akurat berdasarkan pola yang terbentuk dari data teks. Adapun rumus dari *Support Vector Machine* sebagai berikut [23]:

$$f(x) = w \cdot x + b$$

Keterangan:

w : vektor bobot (*weight*)

x : vektor input (hasil TF-IDF)

b : bias

f(x) : fungsi keputusan

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yaitu tabel yang menunjukkan kinerja model klasifikasi berdasarkan data uji yang nilai sebenarnya sudah diketahui [24]. Matriks ini umum digunakan pada klasifikasi biner untuk menilai efektivitas model dalam membedakan kelas positif dan negatif [25]. *Confusion matrix* terdiri dari beberapa komponen, yaitu:

- True Positive* (TP) : Data positif diprediksi positif.
- True Negative* (TN) : Data negatif diprediksi negatif.
- False Positive* (FP) : Data negatif diprediksi positif.
- False Negative* (FN) : Data positif diprediksi negatif.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Actual Positive</i>	TP	FN
<i>Actual Negative</i>	FP	TN

Dari *confusion matrix*, dapat dihitung metrik evaluasi seperti tingkat *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Rumus untuk menghitung setiap metrik tersebut meliputi [26]:

- a. *Accuracy* didefinisikan sebagai persentase dari semua data yang diprediksi dengan benar.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$$

- b. *Recall* mencerminkan seberapa baik model dalam memprediksi data positif secara akurat.

$$Recall \text{ (positif)} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall \text{ (negatif)} = \frac{TN}{TN+FP}$$

- c. *Precision* mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi data yang termasuk kelas positif.

$$Precision \text{ (positif)} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Precision \text{ (negatif)} = \frac{TN}{TN+FN}$$

- d. *F1-Score* adalah Perbandingan rata-rata yang menyeimbangkan antara *Precision* dan *Recall*.

$$F1\text{-Score} \text{ (positif)} = \frac{2x \text{ Precision (positif)} x \text{ Recall (positif)}}{\text{Precision (positif)} + \text{Recall (positif)}}$$

$$F1\text{-Score} \text{ (negatif)} = \frac{2x \text{ Precision (negatif)} x \text{ Recall (negatif)}}{\text{Precision (negatif)} + \text{Recall (negatif)}}$$

Metrik ini menggambarkan sejauh mana model dapat mengenali sentimen positif dan negatif dengan proporsi yang seimbang, sehingga hasil evaluasi dapat menjadi dasar dalam menilai keandalan metode SVM dalam mengolah ulasan pemain.

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan temuan dari serangkaian tahapan pengolahan data. Ulasan pemain dikumpulkan melalui proses *scraping* kemudian melalui tahap *preprocessing*, pelabelan sentimen, pembobotan TF-IDF, dan klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Setiap tahapan menampilkan *output* yang berbeda mengenai kondisi data maupun kinerja model. Hasil-hasil tersebut disajikan secara bertahap mulai dari jumlah ulasan yang terkumpul, distribusi sentimen, hingga nilai akurasi dan metrik evaluasi

3.1 Hasil Scraping Data

Teknik *web scraping* digunakan untuk mengumpulkan data ulasan sebanyak 5.000 ulasan terbaru dari bulan April hingga Mei 2025, dengan pengurutan menggunakan *Sort NEWEST*. Rentang waktu ini dipilih untuk memperoleh gambaran persepsi terkini pemain terhadap *game Clash of Clans*, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Scraping* Data

No	Nama	Rating	Ulasan	Tanggal ulasan
1	Pengguna Google	1	It's good but the storage is getting worse so I can't play it	2025-05-11 23:52:37
2	Pengguna Google	5	game ini bagus saya sangat suka dengan game ini	2025-05-11 23:44:32
3	Pengguna Google	5	Cekurukuk mantap polll	2025-05-11 23:22:13
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5000	Pengguna Google	5	ok	2025-04-16 06:16:30

Hasil dari *scraping* data yaitu kumpulan ulasan mentah yang diambil dari *Google Play Store*. Data tersebut masih mengandung bahasa yang tidak baku, simbol, dan tanda baca yang belum tersaring, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2. Kondisi ini menunjukkan bahwa hasil *scraping* masih memerlukan proses pembersihan sebelum dapat digunakan dalam analisis.

Tabel 3. Hasil *Drop Duplicates*

No	Nama	Rating	Ulasan	Tanggal ulasan
1	Pengguna Google	1	It's good but the storage is getting worse so I can't play it	2025-05-11 23:52:37
2	Pengguna Google	5	game ini bagus saya sangat suka dengan game ini	2025-05-11 23:44:32
3	Pengguna Google	5	Cekurukuk mantap polll	2025-05-11 23:22:13
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3529	Pengguna Google	1	suka ga jls tiba tiba jaringan leg padahal jaringan bagus	2025-04-22 21:19:13

Drop duplicates dilakukan untuk menghilangkan data ulasan yang semula 5.000 menjadi 3.529 agar data ulasan menjadi lebih bersih seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

3.2 Hasil Preprocessing Data

Setelah data dikumpulkan, *preprocessing* dilakukan agar data teks lebih teratur dan siap untuk analisis. *Cleaning*, *case folding*, *word normalization*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* adalah bagian dari proses ini. Dengan tahapan ini, ulasan pemain yang beragam dapat diseragamkan bentuk katanya sehingga lebih mudah dipahami oleh sistem. Selain itu, kata-kata umum yang tidak berpengaruh pada sentimen dibuang agar analisis lebih fokus. Proses ini penting karena ulasan *game* seringkali menggunakan bahasa gaul, singkatan, bahkan emoji yang perlu dibersihkan terlebih dahulu.

Tabel 4. Hasil *Cleaning*

Sebelum	Sesudah
It's good but the storage is getting worse so I can't play it	It s good but the storage is getting worse so I can t play it
game ini bagus saya sangat suka dengan game ini	game ini bagus saya sangat suka dengan game ini
Cekurukuk mantap polll	Cekurukuk mantap polll
suka ga jls tiba tiba jaringan leg padahal jaringan bagus	suka ga jls tiba tiba jaringan leg padahal jaringan bagus

Hasil dari *Cleaning* yaitu menghapus karakter yang tidak diperlukan, seperti tanda baca, angka, dan simbol khusus seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 5. *Case Folding*

Sebelum	Sesudah
It s good but the storage is getting worse so I can t play it	it s good but the storage is getting worse so i can t play it
game ini bagus saya sangat suka dengan game ini bagus dan seru	game ini bagus saya sangat suka dengan game ini bagus dan seru
Cekurukuk mantap polll	cekurukuk mantap polll
suka ga jls tiba tiba jaringan leg padahal jaringan bagus	suka ga jls tiba tiba jaringan leg padahal jaringan bagus

Hasil dari *Case Folding* yaitu Mengubah teks yang semula huruf besar menjadi huruf kecil yang lebih konsisten seperti yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 6. *Word Normalization*

Sebelum	Sesudah
it s good but the storage is getting worse so i can t play it	it s good but the storage is getting worse so i can t play it
game ini bagus saya sangat suka dengan game ini	game ini bagus saya sangat suka dengan game ini
bagus dan seru	bagus dan seru
cekurukuk mantap polll	cekurukuk mantap sekali
suka ga jls tiba tiba jaringan leg padahal jaringan bagus	suka tidak jelas tiba tiba jaringan lag padahal jaringan bagus

Hasil dari *Word Normalization* yaitu mengubah kata tidak baku atau singkatan menjadi bentuk baku seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 7. *Tokenizing*

Sebelum	Sesudah
it s good but the storage is getting worse so i can t play it	[it, s, good, but, the, storage, is, getting, worse, so, i, can, t, play, it]
game ini bagus saya sangat suka dengan game ini	[game, ini, bagus, saya, sangat, suka, dengan, game, ini]
bagus dan seru	[bagus, dan, seru]
cekurukuk mantap sekali	[cekurukuk, mantap, sekali]
suka tidak jelas tiba tiba jaringan lag padahal jaringan bagus	[suka, tidak, jelas, tiba, tiba, jaringan, lag, padahal, jaringan, bagus]

Hasil dari *Tokenizing* yaitu memecah sebuah teks menjadi bagian-bagian kata atau token seperti yang ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 8. *Stopword Removal*

Sebelum	Sesudah
[it, s, good, but, the, storage, is, getting, worse, so, i, can, t, play, it]	[good, storage, getting, worse, play]
[game, ini, bagus, saya, sangat, suka, dengan, game, ini]	[game, bagus, suka, game]
[bagus, dan, seru]	[bagus, seru]
[cekurukuk, mantap, sekali]	[cekurukuk, mantap, sekali]
[suka, tidak, jelas, tiba, tiba, jaringan, lag, padahal, jaringan, bagus]	[suka, jelas, tiba, tiba, jaringan, lag, jaringan, bagus]

Hasil dari *Stopword Removal* yaitu menghapus kata-kata umum seperti “ini”, “dan”, “yang”, atau “di” seperti yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 9. *Stemming*

Sebelum	Sesudah
[good, storage, getting, worse, play]	good storage get worse play
[game, bagus, suka, game]	game bagus suka game
[bagus, seru]	bagus seru
[cekurukuk, mantap, sekali]	cekurukuk mantap sekali
[suka, jelas, tiba, tiba, jaringan, lag, jaringan, bagus]	suka jelas tiba tiba jaringan lag jaringan bagus

Hasil dari *Stemming* yaitu mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 9.

3.3 Hasil Labeling Sentimen

Proses *labeling* dilakukan untuk mengelompokkan ulasan ke dalam kategori sentimen positif dan negatif, sehingga mempermudah pemahaman mengenai persepsi pemain terhadap *game Clash of Clans*, seperti ditunjukkan pada Tabel 10.

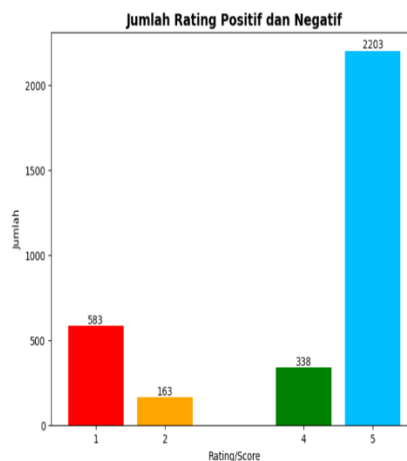
Tabel 10. Hasil *Labeling* Sentimen

Rating	Ulasan	Sentimen
1	good storage get worse play	Negatif
5	game bagus suka game	Positif
5	bagus seru	Positif
5	cekurukuk mantap sekali	Positif
1	suka jelas tiba tiba jaringan lag jaringan bagus	Negatif

```
Jumlah masing-masing sentimen:  
Labeling_Sentimen  
positif    2541  
negatif    746  
Name: count, dtype: int64  
Jumlah data setelah filtering: 3287
```

Gambar 2. Jumlah *Labeling* Sentimen

Dari total 3.287 data, terdapat 2.541 ulasan positif dan 746 ulasan negatif, sementara ulasan netral diabaikan untuk menghindari ambiguitas. Hal ini menunjukkan bahwa sentimen positif lebih mendominasi dibanding negatif.



Gambar 3. Jumlah *Rating* Positif dan negatif

Gambar 3 menunjukkan jumlah *rating* pemain *game Clash of Clans* di *Google Play Store* dengan *rating* 3 ditiadakan karena membuat ambiguitas. *Rating* 5 mendominasi (2.203 ulasan), disusul *rating* 1 (583), *rating* 4 (338), dan *rating* 2 (163), yang mencerminkan mayoritas ulasan positif meski masih ada keluhan pemain

3.4 Hasil Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

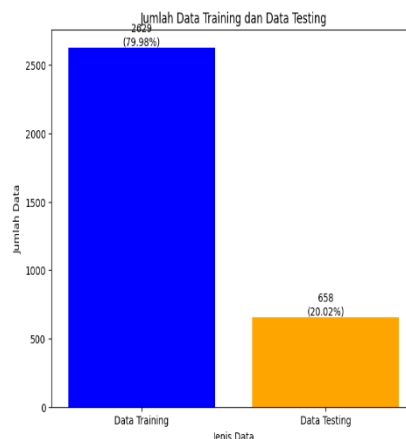
Sebelum memasuki klasifikasi, ulasan diberi label sentimen kemudian diubah ke bentuk numerik dengan TF-IDF. Metode ini memberi bobot lebih tinggi pada kata yang jarang muncul di keseluruhan data namun sering muncul dalam satu ulasan. Hasilnya berupa vektor numerik yang memudahkan model

mengenal pola kata untuk membedakan sentimen positif dan negatif.

Tabel 11. Hasil Perhitungan TF-IDF

Kata (t)	TF	DF	IDF	TF-IDF
bagus	$1/7 = 0,14$	714	3,983	0,557
game	$1/7 = 0,14$	1049	3,031	0,424
cepat	$1/7 = 0,14$	40	53,02	7,422
serang	$1/7 = 0,14$	159	14,33	2,006
masak	$1/7 = 0,14$	31	67,65	9,471
tentara	$1/7 = 0,14$	14	143	20,02
perang	$1/7 = 0,14$	125	17,92	2,508

Tabel 12 menampilkan hasil salah satu contoh ulasan yaitu “bagus game cepat serang masak tentara perang”. Setiap kata memiliki nilai TF sebesar $1/7 = 0,14$ karena masing-masing kata muncul sekali dari total tujuh kata. Nilai DF menunjukkan jumlah ulasan dalam dataset yang mengandung kata tersebut dan hasil perhitungan TF-IDF menunjukkan bahwa kata “tentara” memperoleh bobot tertinggi (20,02) karena jarang muncul di seluruh dokumen sehingga dianggap paling penting, sedangkan kata “game” memiliki bobot rendah (0,424) karena sering muncul sehingga tingkat kekhususannya kecil. Adapun kata “masak” dan “cepat” memiliki bobot cukup tinggi (9,471 dan 7,422) sehingga berperan penting dalam ulasan. Setelah itu, data dipisahkan menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 80:20 untuk memastikan model dapat dievaluasi secara objektif.



Gambar 4. Hasil *Splitting* Data

Dari gambar tersebut terlihat bahwa 2.633 data (79,98%) digunakan untuk data *training*, sedangkan 658 data (20,02%) untuk data *testing*, sehingga evaluasi model menjadi lebih objektif.

3.5 Hasil Klasifikasi SVM

Perhitungan *Support Vector Machine* dilakukan berdasarkan salah satu contoh ulasan komentar yang sebelumnya telah melalui proses TF-IDF, yaitu “bagus game cepat serang masak tentara perang”, emudian hasil tersebut ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13. Hasil Perhitungan SVM

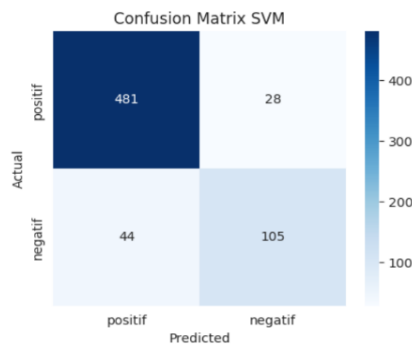
Kata (t)	Bobot (w)	TF-IDF (x)	$w \cdot x$
bagus	0,978	0,557	0,544
game	0,120	0,424	0,050
cepat	-0,115	7,422	-0,853
serang	-1,141	2,006	-2,288

Kata (t)	Bobot (w)	TF-IDF (x)	w • x
masak	0,203	9,471	1,922
tentara	0,288	20,02	5,765
perang	-0,389	2,508	-0,975
Bias (b)	-	-	0.608
Total Fungsi Keputusan f(x)	-	-	4,773

Berdasarkan hasil perhitungan fungsi keputusan salah satu ulasan pemain *game Clash of Clans* menggunakan SVM, diperoleh nilai f(x) sebesar 4,773 yang diklasifikasikan sebagai sentimen positif. Nilai ini berasal dari bobot kata TF-IDF yang menunjukkan tingkat kepentingan kata dalam ulasan. Kata bagus, cepat, dan perang menjadi indikator positif terhadap pengalaman bermain. Hal ini menandakan pembaruan *game* dianggap berhasil meningkatkan kualitas permainan. Hasil klasifikasi dapat memberikan masukan bagi pengembang dalam menjaga mutu *game* serta merancang pembaruan sesuai ekspektasi pemain.

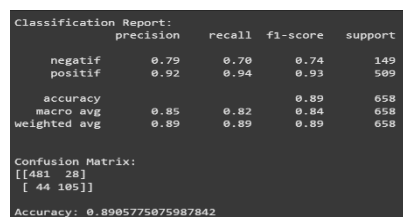
3.6 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan melalui metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dengan menggunakan tabel *confusion matrix*. *Word cloud* ditunjukkan untuk memperlihatkan kata dominan pada tiap sentimen, sehingga memudahkan pemahaman pola dan karakteristik kata dalam analisis.



Gambar 5. *Confusion Matrix*

Confusion matrix menunjukkan hasil prediksi model SVM pada 658 data uji. Sebanyak 481 data positif diprediksi benar (TP), 28 positif salah diprediksi negatif (FN), 105 negatif diprediksi benar (TN), dan 44 negatif salah diprediksi positif (FP).



Gambar 6. Hasil Evaluasi Kinerja Model SVM

Gambar 6 menunjukkan evaluasi model klasifikasi sentimen dua kelas dengan *accuracy* sebesar 89%. Untuk sentimen positif diperoleh *precision* 92%, *recall* 94%, dan *F1-score* 93%, sedangkan sentimen negatif memiliki *precision* 79%, *recall* 70%, dan *F1-score* 74%.

a. *Accuracy*

Tingkat ketepatan klasifikasi sentimen diukur dengan metrik *accuracy*, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi benar dengan total data uji. Rumus *accuracy* ditunjukkan sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{481+105}{481+44+105+28} = \frac{586}{658} = 0,89$$

mengklasifikasikan sentimen dengan baik, menghasilkan *accuracy* sebesar 89%, untuk kelas positif diperoleh *precision* 92%, *recall* 94% dan *F1-Score* 93%. Untuk kelas negatif diperoleh *precision* 79%, *recall* 70% dan *F1-Score* 74%. Hal ini menandakan SVM efektif untuk memahami opini pemain secara cepat dan objektif.

Untuk penelitian berikutnya, disarankan menambah jumlah dan variasi data ulasan, memasukkan kategori sentimen netral, serta membandingkan metode lain seperti *Naive Bayes* atau *Decision Tree* dengan *Support Vector Machine*. Pengambilan data sebaiknya dilakukan dalam rentang waktu lebih panjang untuk melihat perubahan opini pemain. Langkah ini diharapkan membuat analisis lebih akurat, relevan, dan bermanfaat bagi pengembang *game*.

Daftar Pustaka

- [1] R. Alfah, "Perancangan Game Untuk Murid Sekolah Dasar Bergenre Arcade Disertai Materi Soal Pelajaran Dengan Model Addie," *Technol. J. Ilm.*, vol. 11, no. 1, p. 22, 2020, doi: 10.31602/tji.v11i1.2692.
- [2] P. W. Pranata S., A. Nugroho, and Roby Setiawan, "Perancangan Game Edukasi 'Kabataku' Untuk Anak Sekolah Dasar Dengan Menggunakan Metode Quiz Team," *J. Inform. Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, vol. 4, no. 1, pp. 773–781, 2024, doi: 10.33998/jakakom.2024.4.1.1467.
- [3] Reinhard Louis Alfredo Tenau, "Bab 1 pendahuluan," *C Clash Of Clans*, vol. 2016, no. 2014, pp. 1–6, 2023, [Online]. Available: http://library.oum.edu.my/repository/725/2/Chapter_1.pdf
- [4] I. Siti Aisah, B. Irawan, and T. Suprati, "Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Al Qur'an Digital," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3759–3765, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8263.
- [5] Septi Putri, Yohanes Agung Apriyanto, and Andri Wijaya, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi DeepL Pada Google Play Dengan Metode Support Vector Machine (Svm)," *J. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 59–66, 2023, doi: 10.32546/jusin.v4i2.2368.
- [6] M. A. A. T. Utami, P. Silvianti, and M. Masjuk, "Algoritme Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Game Online Mobile Legends: Bang-Bang," *Xplore J. Stat.*, vol. 12, no. 1, pp. 63–77, 2023, doi: 10.29244/xplore.v12i1.1064.
- [7] R. F. Ishar and A. Febrianto, "ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR PENGGUNA TERHADAP GAME MOBA LOKAPALA DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE dan menawan yang dapat dimainkan secara dapat dimainkan secara bersamaan oleh jutaan pemain di Indonesia bahkan di seluruh du," vol. 4, no. 2, pp. 1–9, 2024.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] T. Tinaliah and T. Elizabeth, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu Menggunakan Metode Support Vector Machine," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3436–3442, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i4.3586.
- [11] Dwi Tiyas Novitasari, M. A. Barata, and P. E. Yuwita, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Skincare Dengan Metode Support Vector Machine (Svm)," *INTI Nusa Mandiri*, vol. 19, no. 2, pp. 325–332, 2025, doi: 10.33480/inti.v19i2.6297.
- [12] M. M. Muttaqin, Wahyu Wijaya Widiyanto, A. W. Green Ferry Mandias, Stenly Richard Pungus, S. A. H. Wiranti Kusuma Hapsari, E. F. B. Aslam Fatkhudin, Pasnur, and N. S. Mochammad Anshori, Suryani, *Pengenalan Data Mining*, no. July. 2023.
- [13] P. Rahayu *et al.*, *Buku Ajar Data Mining*, vol. 1, no. January 2024. 2024.
- [14] Asrumi, *Analisis Sentimen Dan Penggalan Opini*. Purbalingga, Jawa Tengah: EUREKA MEDIA

-
- AKSARA, 2023.
- [15] D. Purnamasari, *Pengantar Metode Analisis Sentimen*, Edisi Pert. Depok: Gunadarma Penerbit, 2023.
- [16] E. Dwi, K. Wardani, F. F. Yo, W. N. Meylugita, U. Katolik, and M. Charitas, "IMPLEMENTASI ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK ANALISIS ULASAN IMPLEMENTATION OF THE NAIVE BAYES ALGORITHM FOR USER REVIEW," vol. 4, no. 1, pp. 13–24, 2025.
- [17] M. Haikal, M. Martanto, and U. Hayati, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Game Online Pubg Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform., vol. 7, no. 6, pp. 3275–3281, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8174.*
- [18] W. Nurfitri and A. Chowanda, "Analisis Sentimen Pada Kasus Positif Covid-19 Berdasarkan Pemberitaan Media Di Indonesia Menggunakan Indobert," *Progresif J. Ilm. Komput., vol. 20, no. 1, p. 580, 2024, doi: 10.35889/progresif.v20i1.1897.*
- [19] R. Rahmadani, A. Rahim, and R. Rudiman, "Analisis Sentimen Ulasan 'Ojol the Game' Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Model Ekstraksi Fitur Tf-Idf Untuk Meningkatkan Kualitas Game," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap., vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4988.*
- [20] A. F. Azmi and A. Voutama, "KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika PREDIKSI CHURN NASABAH BANK MENGGUNAKAN KLASIFIKASI RANDOM FOREST DAN DECISION TREE DENGAN EVALUASI CONFUSION MATRIX KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika," vol. 13, no. 1, 2024.
- [21] T. Nct, D. Menggunakan, and A. P. Wanda, "ANALISIS SENTIMEN DI MEDIA SOSIAL X (Twitter) TERHADAP NCT DREAM MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES," 2024.
- [22] Oryza Habibie Rahman, Gunawan Abdillah, and Agus Komarudin, "Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi), vol. 5, no. 1, pp. 17–23, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2700.*
- [23] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci., vol. 3, no. 2, pp. 153–160, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.*
- [24] K. Putri *et al.*, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine dalam Klasifikasi Deteksi Depresi dari Postingan pada Media Sosial," *J. Nas. Teknol. Inf. dan Apl., vol. 2, no. 1, pp. 193–202, 2023.*
- [25] K. Kevin, M. Enjeli, and A. Wijaya, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Ilm. Comput. Sci., vol. 2, no. 2, pp. 89–98, 2024, doi: 10.58602/jics.v2i2.24.*
- [26] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha, and U. Enri, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci., vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.31539/intecomsv5i1.3708.*