

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Legends Pada Google Playstore Menggunakan Naïve Bayes

Azanda Okta Kurniawan Adi¹, Fadzilah Prayoganing Gusti², Fredi Wijaya³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹azandaadi1@gmail.com, ²akuyoga63@gmail.com, ³frediw14@gmail.com

Abstrak – Penelitian ini mengkaji analisis sentimen terhadap ulasan pengguna Mobile Legends di Play Store Indonesia menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Mobile Legends, sebagai game MOBA yang telah diunduh lebih dari 500 juta kali di Indonesia sejak peluncurannya pada Juli 2016, menghasilkan volume ulasan pengguna yang signifikan yang mencerminkan pengalaman dan persepsi pemain. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis dan mengkategorikan sentimen pengguna terhadap berbagai aspek game, termasuk gameplay, kinerja teknis, dan fitur-fitur baru. Metodologi penelitian menerapkan Naïve Bayes Classifier, sebuah algoritma pembelajaran mesin berbasis probabilitas, untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, atau netral. Analisis tidak hanya berfokus pada klasifikasi sentimen secara umum, tetapi juga mengidentifikasi topik-topik spesifik yang sering muncul dalam ulasan, seperti kualitas grafis, stabilitas server, dan sistem matchmaking. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang game dalam meningkatkan kualitas produk dan pengalaman pengguna, serta berkontribusi pada pengembangan metodologi analisis sentimen dalam konteks ulasan game mobile. Penelitian ini memiliki implikasi praktis untuk industri game mobile dan kontribusi akademis dalam bidang pemrosesan bahasa alami (NLP) dan analisis sentimen.

Kata Kunci — Analisis Sentimen, Naïve Bayes Classifier, Mobile Legends

1. PENDAHULUAN

Game mobile saat ini telah menjadi salah satu bentuk hiburan digital paling populer di seluruh dunia. Mobile Legends adalah salah satu game MOBA yang sangat populer di kalangan remaja dan anak-anak, dengan jumlah unduhan yang telah mencapai lebih dari 500 juta di Playstore Indonesia. Mobile Legends dirilis di server Indonesia pada 11 Juli 2016 dan menjadi salah satu game yang termasuk dalam cabang E-Sport [1]. Popularitasnya tidak hanya muncul dari gameplay yang seru dan kompetitif, tetapi juga dari berbagai turnamen e-sports bergengsi yang digelar, baik di tingkat lokal maupun internasional.

Sebagai salah satu game terkemuka, Mobile Legends menerima berbagai ulasan dari penggunanya di Google Play Store. Ulasan tersebut mencerminkan beragam pengalaman pemain, mulai dari kepuasan terhadap fitur-fitur terbaru hingga keluhan tentang bug, lag, atau masalah koneksi. Ulasan ini menjadi cerminan langsung dari persepsi pengguna terhadap kualitas game. Oleh karena itu, penting bagi pengembang untuk memahami bagaimana ulasan ini dapat digunakan sebagai dasar untuk meningkatkan kualitas produk dan mempertahankan loyalitas pemain.

Salah satu cara untuk mengeksplorasi opini pemain adalah melalui analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan sebuah metode yang digunakan untuk mengekstrak data opini, memahami serta mengolah teks data secara otomatis untuk melihat sentimen yang terkandung dalam sebuah opini [2]. Dalam konteks Mobile Legends, analisis sentimen dapat memberikan wawasan tentang aspek-aspek yang disukai pemain, seperti pembaruan hero atau mode permainan baru, serta aspek yang menjadi sumber keluhan, seperti masalah teknis atau ketidakseimbangan gameplay.

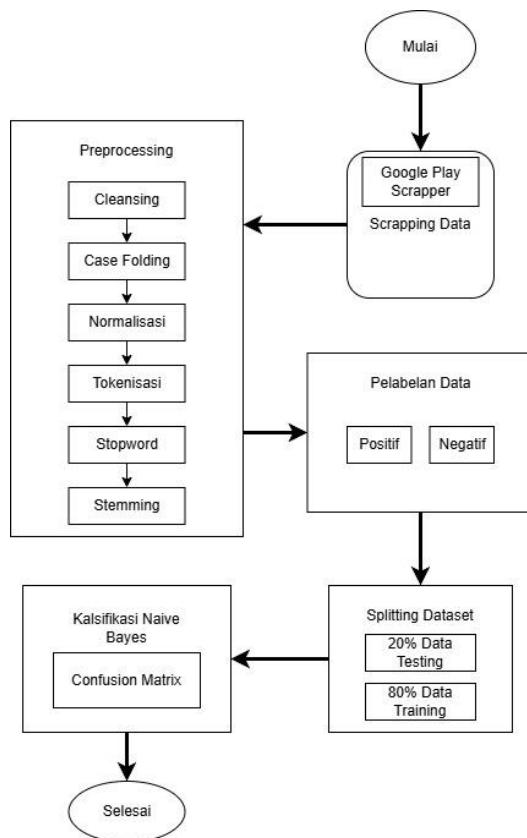
Metode Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu pengklasifikasi statistik, dimana klasifikasi ini dapat memprediksi probabilitas keanggotaan kelas suatu data yang akan masuk ke dalam kelas tertentu, sesuai dengan perhitungan probabilitas [3]. yang merupakan algoritma pembelajaran mesin berbasis probabilitas yang sederhana namun efektif dalam mengklasifikasikan teks menjadi kategori positif, negatif, atau netral.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna Mobile Legends di Play Store guna memahami bagaimana persepsi mereka terhadap game ini. Analisis yang dilakukan tidak hanya berfokus pada identifikasi pola sentimen secara umum, tetapi juga mencoba mengungkap topik-topik spesifik yang sering muncul dalam ulasan, seperti kualitas grafis, kestabilan server, performa perangkat lunak, hingga keadilan sistem matchmaking.

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan berbagai manfaat, baik dari sisi akademis maupun praktis. Secara akademis, penelitian ini akan memberikan kontribusi dalam penerapan NLP pada data berbasis ulasan pengguna. Sementara itu, secara praktis, hasil analisis dapat menjadi acuan bagi pengembang dalam

menyusun strategi peningkatan kualitas game. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengembang game lainnya dalam memanfaatkan ulasan pengguna untuk menciptakan pengalaman bermain yang lebih baik.

2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Diagram alur analisis sentimen

Berikut adalah penjelasan dari gambar diagram alur analisis sentimen

a. Scrapping Data (Google Play Scraper)

Data komentar pengguna diambil (scraping) dari Google Play Store menggunakan alat atau skrip khusus. Data ini menjadi bahan utama untuk analisis.

b. Preprocessing

Tahapan utama dalam text preprocessing meliputi cleansing, case folding, tokenizing, stopword, dan stemming[4]. Data yang diperoleh akan melalui beberapa tahap preprocessing agar siap untuk analisis :

1) Cleansing

Menghapus karakter atau data yang tidak relevan seperti simbol atau angka. Proses *cleansing* dalam sistem berguna untuk membersihkan data tweet seperti angka, tanda baca, link, hashtag, mention, emoticon dan menghasilkan kata yang akan diolah pada proses selanjutnya[5].

2) Case Folding

Mengubah semua teks menjadi huruf kecil untuk konsistensi. *Case folding* merupakan proses yang dilakukan untuk mengubah setiap kata yang ada di dalam dataset menjadi huruf kecil menggunakan fungsi *lowercase*[6].

3) Normalisasi

Mengubah kata-kata tidak baku atau slang menjadi bentuk standar.

4) Tokenisasi

Memecah teks menjadi kata-kata atau token. *Tokenizer* tradisional dan POS *tagger* mungkin tidak memadai untuk *preprocessing* dan ada kebutuhan untuk alternatif yang dapat mengenali token, hashtag, emotikon, dan URL[7].

5) Stopword Removal

Menghapus kata-kata umum (misalnya "yang", "di", "ke") yang tidak signifikan untuk analisis. Proses *stopword removal* ini digunakan untuk menghilangkan kata yang tidak berpengaruh dalam proses sentimen[8].

6) Stemming

Mengubah kata-kata ke bentuk dasar (misalnya "berlari" menjadi "lari").

c. Pelabelan Data

Pelabelan Data menggunakan InSet Lexicon. InSet Lexicon adalah leksikon sentimen yang dibuat khusus untuk analisis sentimen berbahasa Indonesia. Metode n-gram digunakan untuk memilih kandidat kata berdasarkan frekuensi kemunculan. Penutur asli bahasa Indonesia secara manual menilai kata-kata ini dengan nilai mulai dari -5 hingga +5[9].

d. Splitting Dataset

Dataset dibagi menjadi 2, 80% Data Training digunakan untuk melatih model dan 20% Data Testing digunakan untuk menguji performa model.

e. Klasifikasi Naïve Bayes

Model Naive Bayes digunakan untuk memprediksi sentimen berdasarkan data yang telah dilatih. Model ini memanfaatkan probabilitas untuk menentukan apakah suatu komentar memiliki sentimen positif atau negatif. Teorema Bayes merupakan dasar dari algoritma Naïve Bayes dan dinyatakan dalam bentuk seperti berikut :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan :

X = Data class yang belum diketahui

H = Hipotesis data class

$P(H | X)$ = Probabilitas hipotesis H pada kondisi X

$P(H)$ = Probabilitas hipotesis H

$P(X | H)$ = Probabilitas X pada hipotesis H

$P(X)$ = Probabilitas X

f. Confusion Matrix

Hasil prediksi dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk melihat akurasi model, serta menghitung metrik seperti precision, recall, dan f1-score.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Dataset Ulasan

Pengumpulan dataset menggunakan bantuan bahasa *Python* dan *library google_play_scraper*. Pengumpulan dataset tersebut berjumlah 1000 data ulasan yang kemudian di export ke dalam bentuk csv.

b. Preprocessing

Dari dataset ulasan tersebut dilakukan proses *preprocessing* data. Melalui proses *Cleaning*, *Case Folding*, Normalisasi, *Tokenize*, *Stopword Removal* dan *Stemming*. Sehingga menghasilkan dataset yang bersih. Berikut Contoh dari dataset yang sudah di *preprocessing* pada Tabel 1.

Tabel 1. Preprocessing

	Review Text	Cleaning	Case Folding	Normalisasi	Tokenize	Stopword Removal	Stemming
0	Mooton tolong lah kalo habis turun season yg dari mytic jangan di sandingin sama epic abadi, jangan aneh lah moonton cape nih cape nih kalah mulu	Mooton tolong lah kalo habis turun season yg dari mytic jangan di sandingin sama epic abadi jangan aneh lah lah moonton cape nih kalah mulu	mooton tolong lah kalo habis turun season yg dari mytic jangan di sandingin sama epic abadi jangan aneh lah lah moonton cape nih kalah mulu	mooton tolong lah kalau habis turun season yang dari mytic jangan di sandingin sama epic abadi jangan aneh lah lah moonton cape nih kalah mulu	['mooton', 'tolong', 'lah', 'kalau', 'habis', 'turun', 'season', 'yang', 'dari', 'mytic', 'jangan', 'aneh', 'lah', 'moonton', 'capek', 'nih', 'kalah', 'mulu']	['mooton', 'tolong', 'habis', 'turun', 'mytic', 'sandingin', 'epic', 'abadi', 'aneh', 'moonton', 'capek', 'nih', 'kalah', 'mulu']	mooton tolong habis turun season mytic sandingin epic abadi aneh moonton capek nih kalah mulu

					'capek', 'nih', 'kalah', 'mulu']	
1	game bagus	game bagus	game bagus	game bagus	['game', 'bagus']	['game', 'bagus']
2	saya kasih bintang 5 tapi kasih saya winstreak	saya kasih bintang tapi kasih saya winstreak	saya kasih bintang tapi kasih saya winstreak	saya kasih bintang tapi kasih saya winstreak	['saya', 'kasih', 'bintang', 'tapi', 'kasih', 'saya', 'winstreak']	['kasih', 'bintang', 'kasih', 'winstreak']
3	Game taik	Game taik	game taik	game tahi	['game', 'tahi']	['game', 'tahi']
4	busuk	busuk	busuk	busuk	['busuk']	['busuk']

c. Pelabelan Data

Selanjutnya yaitu pelabelan data menggunakan *Inset Lexicon* dengan menghitung polaritas dari setiap komentar. Jika nilai `sentiment_score` sama dengan 0 (netral), maka nilainya akan diubah secara acak menjadi 1 (positif) atau -1 (negatif) menggunakan fungsi `random.choice([1, -1])`. Setelah itu, jika nilai `sentiment_score` lebih besar dari 0, sentimen ditetapkan sebagai "Positif". Sebaliknya, jika nilainya kurang dari 0, sentimen ditetapkan sebagai "Negatif". Namun, jika kondisi awal tidak terpenuhi (skor tidak diberikan), maka fungsi mengembalikan nilai default berupa skor 0 dan label sentimen "Netral". Hasil labeling dari 1000 dataset menghasilkan 48.79% komentar positif dan 51.21% komentar negatif. Berikut merupakan hasil pelabelan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pelabelan

Index	Preprocessing	Score	Sentiment
0	mooton tolong habis turun season mytic sandingin epic abadi aneh moonton capek nih kalah mulu	1	Positif
1	game bagus	1	Positif
2	kasih bintang kasih winstreak	-1	Negatif
3	game tahi	-1	Negatif
4	busuk	-1	Negatif

d. Pembagian Dataset

Setelah data selesai di *Preprocessing* dan *Labelling*, kemudian dataset di bagi menjadi 2, yaitu Data Training dan Data Testing. Pembagian dataset, Data Training 80% dengan jumlah data 757 dan Data Testing 20% dengan jumlah data 190.

e. Klasifikasi dan Evaluasi

Setelah pembagian dataset, kemudian dilakukan *encoding* menjadi data numerik agar mudah melakukan klasifikasi. Kemudian model di *train* pada komentar yang dibentuk vector pada proses ekstrasi fitur menggunakan TF-IDF. Berikut merupakan hasil klasifikasi dari masing-masing pengujian dapat dilihat pada gambar 1.

```
MultinomialNB Result
=====
Confusion Matrix (MultinomialNB)
[[82 22]
 [33 53]]
=====

Classification Report (MultinomialNB):
precision    recall    f1-score   support
Negatif       0.71      0.79      0.75      104
Positif        0.71      0.62      0.66      86

accuracy          0.71      0.71      0.71      190
macro avg       0.71      0.70      0.70      190
weighted avg    0.71      0.71      0.71      190

Accuracy (MultinomialNB): 0.7105
=====
```

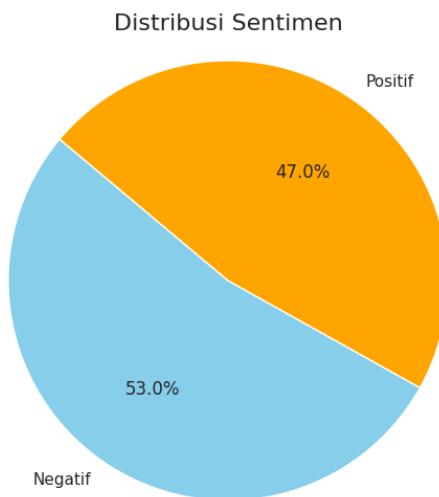
Gambar 2. Hasil klasifikasi

Berikut penjelasan dari gambar hasil klasifikasi :

Akurasi model 71.05% cukup baik, tetapi *recall* untuk kelas "Positif" masih rendah (0.62), yang bisa berbahaya dalam aplikasi seperti deteksi penyakit atau depresi. Model lebih baik dalam mengenali kelas "Negatif" dibandingkan "Positif", dengan lebih banyak kesalahan *False Negative* (FN). Diperlukan perbaikan dengan metode seperti *balancing* data, mencoba model lain, optimasi *hyperparameter*, dan seleksi fitur.

f. Visualisasi

Setelah proses klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes*, dilakukan proses visualisasi dengan tujuan agar bisa melihat banyak sentimen positif maupun sentimen negative dari hasil proses klasifikasi. Berikut visualisasi pada gambar 2.



Gambar 3. Visualisasi sentimen

Gambar 3 menunjukkan Distribusi Sentimen dalam bentuk diagram pie, yang menggambarkan proporsi sentimen positif dan negatif dalam suatu dataset. Dari visualisasi tersebut, terlihat bahwa 53% dari data memiliki sentimen negatif (ditandai dengan warna biru), sedangkan 47% memiliki sentimen positif (ditandai dengan warna oranye).

4. SIMPULAN

Hasil analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Mobile Legends di Google Play Store menggunakan metode Naïve Bayes menunjukkan sebagai berikut:

- a. Model memiliki akurasi 71.05%, yang cukup baik tetapi masih bisa ditingkatkan. Model lebih baik dalam mengenali kelas "Negatif" (recall 79%) dibandingkan kelas "Positif" (recall 62%). Jika tujuan utama adalah mengenali kelas "Positif" dengan lebih baik, recall pada kelas "Positif" (0.62) perlu ditingkatkan, mungkin dengan penyeimbangan data (misalnya oversampling atau undersampling) atau menggunakan model yang berbeda.
- b. Naïve Bayes dapat diandalkan sebagai alat bantu untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi.

5. SARAN

Untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Mobile Legends, disarankan sebagai berikut:

- a. Metode *Naïve Bayes* dikombinasikan dengan algoritma lain seperti *Support Vector Machine* (SVM) atau *Random Forest* yang dapat memperkaya hasil klasifikasi. Selain itu, proses *preprocessing* dapat ditingkatkan dengan penggunaan teknik pembobotan kata seperti TF-IDF dan leksikon sentimen yang lebih komprehensif agar data yang diolah semakin representatif.
- b. Penggunaan dataset yang lebih luas dan beragam juga diharapkan mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan sentimen dengan lebih baik. Hasil analisis sentimen ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang game sebagai masukan untuk mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan, seperti kestabilan server, fitur permainan, dan keseimbangan antar karakter. Penelitian lebih lanjut disarankan untuk mengeksplorasi metode klasifikasi lain, termasuk penggunaan pendekatan *deep learning*, agar hasil analisis sentimen semakin optimal dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Kusnanda and A. Permana, "Implementation of Naive Bayes Classifier (NBC) for Sentiment Analysis on Twitter in Mobile Legends," *Int. J. Sci. Technol. Manag.*, vol. 4, no. 5, pp. 1132–1138, 2023, doi: 10.46729/ijstm.v4i5.935.
- [2] F. V. Sari and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [3] A. Y. Simanjuntak, I. S. S. Simatupang, and Anita, "Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Data Kenaikan Pangkat Dinas," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 1, pp. 85–91, 2022.
- [4] C. P. Chai, "Comparison of text preprocessing methods," *Nat. Lang. Eng.*, vol. 29, no. 3, pp. 509–553, 2023, doi: 10.1017/S1351324922000213.
- [5] F. D. Ananda and Y. Pristyanto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Internet Provider Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *MATRIX J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 20, no. 2, pp. 407–416, 2021, doi: 10.30812/matrik.v20i2.1130.
- [6] M. I. Fikri, T. S. Sabrina, Y. Azhar, and U. M. Malang, "Comparison of the Naïve Bayes Method and Support Vector Machine on Twitter Sentiment Analysis," *SMATIKA J. STIKI Inform. J.*, vol. 10, no. 2, pp. 71–76, 2020.
- [7] M. A. Reinfeld, "a C Ase S Tudy of the Grp 5000," *Technology*, vol. 5, no. 3123, pp. 548–554, 2011.
- [8] Azhar, R., & Wijayanto, M. F. (2024). Program Studi Teknik Informatika (Vol. 3).
- [9] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," *Proc. 2017 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2017*, vol. 2018-Janua, no. December, pp. 391–394, 2017, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.