

Analisis Data Sentimen Pemain *Game Role-Playing Game (RPG) Honkai Star Rail* dengan Algoritma *Naive Bayes*

Yudis Firmansyah^{1*}, Rudi Kurniawan², Yudhistira Arie Wijaya³

¹ Jurusan Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

² Jurusan Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon

³ Jurusan Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon

Email: yudisfirman35@gmail.com

Abstrak

Dalam era digital yang terus berkembang pesat, industri game telah mengalami pertumbuhan yang signifikan. Salah satu game yang saat ini sedang populer adalah Honkai Star Rail. Penelitian ini menggunakan ulasan pemain game Honkai Star Rail sebagai objek penelitian data sentimen. Namun, masalah yang ditemukan dalam analisis data sentimen adalah keberadaan ulasan yang memberikan penilaian positif atau negatif sebagai respons dari pemain. Terdapat situasi di mana label-label tersebut tidak sepenuhnya mencerminkan esensi sebenarnya dari apakah tanggapan tersebut bersifat positif atau negatif, sehingga perlu dilakukan analisis data sentimen. Tujuan dari penelitian data sentimen ini adalah untuk menilai performa model naive bayes dalam mengklasifikasikan sentimen dengan mencari nilai akurasi dan nilai AUC terbaik dari 3 skenario pembagian data uji dan data. Metode dalam penelitian ini menggunakan algoritma Naive Bayes, algoritma ini dipilih karena cocok digunakan untuk masalah klasifikasi. Hasil pengujian dengan 3 skenario pembagian dataset (60:40, 70:30, dan 80:20) menunjukkan bahwa nilai accuracy mencapai nilai tertinggi pada skenario 2 (70:30) yaitu 86%. Nilai precision juga mencapai nilai tertinggi pada skenario 2 yaitu 84%, Nilai recall mencapai nilai tertinggi pada skenario 2 yaitu mencapai 89%. Dan nilai AUC (Area Under the Curve) tertinggi didapat dari skenario 2 sebesar 0,92 dengan kategori excellent classification .

Kata kunci: Analisis Data Sentimen, AUC, Honkai Star Rail , Game, Naive Bayes

Abstract

In the rapidly evolving digital age, the gaming industry has experienced significant growth. One of the games that is currently popular is Honkai Star Rail. This research uses Honkai Star Rail game player reviews as the object of sentiment data research. However, the problem found in sentiment data analysis is the existence of reviews that provide positive or negative ratings as a response from players. There are situations where these labels do not fully reflect the true essence of whether the response is positive or negative, so it is necessary to analyze sentiment data. The purpose of this sentiment data research is to assess the performance of the naive bayes model in classifying sentiment by finding the best accuracy value and AUC value from 3 scenarios of sharing test data and data. The method in this study uses the Naive Bayes algorithm, this algorithm was chosen because it is suitable for classification problems. The test results with 3 dataset sharing scenarios (60:40, 70:30, and 80:20) show that the accuracy value reaches the highest value in scenario 2 (70:30) which is 86%. The precision value also reaches the highest value in scenario 2, which is 84%, the recall value reaches the highest value in scenario 2, which reaches 89%. And the highest AUC (Area Under the Curve) value is obtained from scenario 2 of 0.92 with the excellent classification category.

Keywords: Sentiment Data Analysis, AUC, Honkai Star Rail, Game, Naive Bayes

PENDAHULUAN

Dalam era digital yang terus berkembang pesat, industri game telah menjadi salah satu industri yang mengalami pertumbuhan yang signifikan. Game terus berkembang seiring dengan pertumbuhan kreativitas dan

pengetahuan manusia (Rinaldi et al., 2020). Game Role-Playing Game (RPG) adalah salah satu genre yang sangat diminati di dunia game. Genre ini tetap diminati oleh banyak pemain karena kehadiran elemen cerita yang sangat kuat, yang dipadukan dengan karakter-karakter yang

memiliki kepribadian yang dalam (Mh et al., 2018). RPG menawarkan pengalaman petualangan yang mendalam dengan fokus pada pengembangan karakter, eksplorasi dunia yang luas, dan mekanik *Gameplay* yang menarik. Salah satu *game* RPG yang mendapatkan perhatian besar adalah *Honkai Star Rail*. Meskipun *Honkai Star Rail* telah mencapai popularitas yang tinggi, tidak dapat dihindari bahwa setiap *game* akan mendapatkan beragam tanggapan dari pemainnya. Evaluasi sentimen pemain terhadap suatu *game* menjadi sangat penting untuk meningkatkan kepuasan dari para pemain *game* tersebut (Atmani et al., 2020). Namun, satu masalah yang perlu dipertimbangkan dalam analisis sentimen adalah ulasan yang bernilai positif atau negatif yang diberikan pada tanggapan pemain. Dalam beberapa kasus, label-label ini mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan apakah tanggapan tersebut benar-benar bersifat positif atau negatif, sehingga perlu dilakukan analisis data sentimen.

Penelitian ini bertujuan untuk menilai performa algoritma *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen dengan menilai sejauh mana model mampu membuktikan apakah sentimen yang dihasilkan benar-benar dapat diklasifikasikan sebagai positif atau negatif, dengan mencari nilai akurasi dan nilai AUC (*Area Under the Curve*) terbaik dari 3 skenario pembagian dataset ulasan sentimen pemain *game* *Honkai Star Rail*. Penelitian sentimen ini dapat menjadi potensi yang besar bagi perusahaan yang ingin mengetahui umpan balik (*feedback*) dari masyarakat terhadap merek dagang mereka (Saputra et al., 2023).

Dalam penelitian ini, metode pendekatan yang digunakan adalah analisis sentimen menggunakan metode *Naive Bayes*. *Naive Bayes* adalah algoritma probabilistik yang biasanya digunakan untuk masalah klasifikasi (Hasibuan et al., 2022). Analisis sentimen atau *opinion mining* merupakan proses otomatisasi pengolahan data teks dengan tujuan menentukan apakah opini yang terkandung dalam suatu kalimat bersifat positif atau negatif. Algoritma *Naive Bayes Classifier* dianggap sesuai digunakan dalam analisis sentimen ini karena bertujuan untuk mengklasifikasikan teks ke dalam kategori sentimen positif atau negatif. (Khoirul et al., 2023) . Data sentimen pemain *Honkai Star Rail* akan dikumpulkan dari ulasan pemain di *Google Play Store*. Dataset pada penelitian ini akan dibagi untuk data latih dan

data uji ke dalam 3 skenario yang dimana skenario 1 dengan jumlah perbandingan data 60:40, skenario 2 70 : 30, dan skenario 3 80:20.

Hasil yang didapatkan dari penelitian analisis data sentimen pemain game RPG *Honkai Star Rail* dengan algoritma *Naive Bayes* adalah bahwa algoritma *Naive Bayes* masih bekerja dengan baik dalam banyak kasus dan relatif mudah untuk diimplementasikan. Hasil penelitian ini dapat memberikan pandangan berharga bagi pengembang *game Honkai Star Rail* mengenai pemahaman preferensi pemain dan mendeteksi sentimen dominan terhadap berbagai elemen permainan. Melalui pemahaman ini pengembang dapat membuat perbaikan yang lebih terarah dan meningkatkan kualitas keseluruhan pengalaman bermain bagi pemain.

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian ini digunakan beberapa referensi dari penelitian sebelumnya. Penelitian pertama yang dilakukan oleh (Alifa Nanda Prakoso et al., 2022) yang menganalisis sentimen produk skin game di forum *Review Female Daily*. Dalam penelitian ini *Multinomial Naive Bayes* digunakan sebagai alat pengklasifikasi, dan metode pembobotan TF-IDF digunakan untuk mengkategorikan sentimen dalam ulasan. Hasil evaluasi model analisis sentimen menunjukkan hasil dengan Keakuratan model mencapai 86,6%, menunjukkan efektivitasnya dalam mengklasifikasikan sentimen dalam ulasan. Selain itu, presisi, *recall*, dan spesifisitas model juga dihitung, dengan presisi mencapai 89,1%, *Recall* 94,2%, dan spesifisitas 60%.

Penelitian kedua yang dilakukan oleh (Hasibuan & Heriyanto, 2022) yang berfokus pada analisis sentimen ulasan aplikasi Amazon Shopping dengan *Naive Bayes*. Penelitian ini bertujuan untuk otomatisasi klasifikasi data dengan mempertimbangkan berbagai faktor. Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Amazon Shopping di *Google Play Store* memberikan tingkat akurasi tertinggi sebesar 86.74%. Dalam upaya meningkatkan akurasi, penggunaan ekstraksi fitur TF-IDF berhasil meningkatkan performa menjadi 88.37%.

Penelitian ketiga yang dilakukan oleh (Maulana Rihan et al., 2023) . Penelitian ini

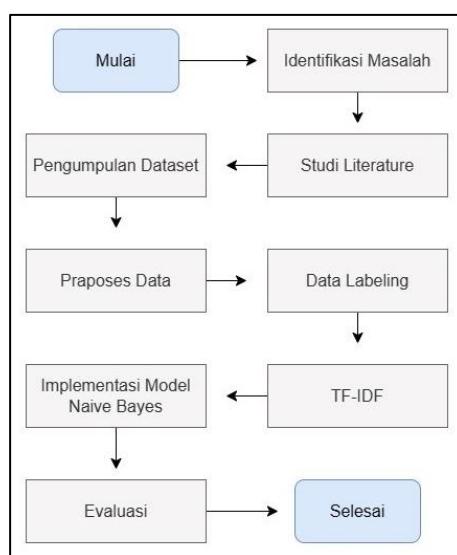
bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi *MyPertamina* di *Google Play Store* dengan menerapkan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Penelitian ini berusaha untuk mengidentifikasi sentimen pengguna, mengategorikannya sebagai positif atau negatif, dan mengevaluasi tingkat akurasi, presisi, *Recall*, serta *F1-Score* dari hasil klasifikasi. Berdasarkan penelitian ini, disimpulkan bahwa analisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *MyPertamina* menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* mengindikasikan kecenderungan sentimen negatif. Hasil klasifikasi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 87%, presisi 86%, *Recall* 90%, dan *F1-Score* 87%.

Penelitian keempat yang dilakukan oleh (Mustofa & Prasetiyo, 2021). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis sentimen terhadap tagar *#newnormal* di *twitter* menggunakan metode berbasis leksikon dengan algoritma *Naive Bayes classifier*. Proses pelabelan dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode *lexicon-based*. Pada tahap pelabelan berbasis leksikon, setiap kata dalam tweet diberi bobot berdasarkan kamus leksikon yang digunakan. Kata-kata dalam *tweet* diberi skor berdasarkan kamus leksikon yang memiliki nilai positif dan negatif. tweet yang memiliki nilai skor lebih dari nol akan diberi label sentimen positif, sedangkan yang memiliki nilai skor kurang dari nol akan diberi label sentimen negatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sebagian besar *tweet* memiliki sentimen positif 66,36%, sementara sentimen negatif mencapai 33,19%. Algoritma ini juga berhasil mencapai akurasi sebesar 79,72%.

Dalam beberapa penelitian sebelumnya, evaluasi model hanya dilakukan dengan menghitung keakuratan model berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, dan spesifisitas. Namun, tidak ada penggunaan kurva AUC ROC sebagai metode evaluasi tambahan. Kurva AUC ROC adalah metode evaluasi yang dapat memberikan gambaran tentang kinerja model dalam membedakan antara kelas positif dan negatif. Dengan penambahan ini, penelitian Analisis Sentimen Pemain *Game Role-Playing Game* (RPG) Dengan Algoritma *Naive Bayes* dapat memberikan informasi yang lebih komprehensif mengenai kinerja model analisis sentimen.

METODE PENELITIAN

Metode dalam penelitian ini menggunakan algortima naive bayes dalam tahap klasifikasi, teknik analisis data yang digunakan merupakan teknik KDD (*Knowledge Discovery in Databases*). Tujuan utama dari proses KDD ini adalah mengekstraksi pengetahuan atau informasi yang tersembunyi dalam data yang sebelumnya tidak dapat diidentifikasi (Azahri et al., 2023). Berikut merupakan alur dalam metode penelitian ini yang ditampilkan pada gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1 Identifikasi Masalah

Masalah yang ditemukan dalam analisis data sentimen adalah keberadaan ulasan yang memberikan penilaian positif atau negatif sebagai respons dari pemain. Terdapat situasi di mana label-label tersebut mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan esensi sebenarnya dari apakah tanggapan tersebut bersifat positif atau negatif, sehingga perlu dilakukan analisis data sentimen.

3.2 Studi Literature

Pada penelitian ini topik yang dipilih adalah mengenai Analisis sentimen pemain *Game role-playing Game (RPG)* *Honkai Star Rail* dengan metode *Naive Bayes*. Langkah selanjutnya adalah pencarian literatur yang relevan dengan topik penelitian. Langkah ini dapat memberikan gambaran mengenai Penggunaan algortima *Naive Bayes* dalam

mengklasifikasikan analisis sentimen , Proses pencarian dan pengumpulan artikel dengan menggunakan tools publish or perish, yang diambil dari database akademik yaitu *Google Scholar*, *Shinta* dan *Scopus* dengan kata kunci “Analisis sentimen” dan “*Naive Bayes*”.

3.3 Pengumpulan Dataset

Data dikumpulkan dengan menggunakan *Web scraping* pada kolom ulasan pengguna pada aplikasi *game Honkai Star Rail* di *Google Play Store*, kemudian menyalin link halaman aplikasi *Honkai Star Rail*, dan dimasukan ke dalam kode perintah yang sudah dibuat sebelumnya pada *google collaboratory*. Data yang dikumpulkan berjumlah 3000 data ulasan dari periode bulan april – desember 2023.

3.4 Praproses Data

Mempersiapkan data mentah yang belum terstruktur menjadi data yang siap digunakan untuk tahap berikutnya.

1. *Cleansing*, membersihkan data dari karakter yang dinilai tidak akan berpengaruh pada hasil klasifikasi.
2. *Case Folding*, tahapan praproses data di mana seluruh huruf dalam ulasan aplikasi akan diganti menjadi huruf kecil.
3. *Tokenizing*, setelah diubah seluruh huruf menjadi huruf kecil dan membersihkan data, tahapan selanjutnya adalah membagi sebuah teks menjadi token-token.
4. *Stopwords Removal*, data ulasan dilanjutkan dengan proses stopwords removal yaitu, meniadakan kata yang sering muncul namun tidak berpengaruh pada performa klasifikasi.
5. *Stemming*, Terakhir untuk pra proses data dilakukan stemming yaitu, mentransformasi kata dalam ulasan menjadi *root* kata menggunakan *Library Sastrawi* dengan melenyapkan imbuhan.

3.5 Data Labeling

Pelabelan dilakukan dengan bantuan dictionary kosakata positif dan negatif, jika terdapat kata positif yang lebih banyak dibanding kata negatif maka ulasan akan dilabeli dengan label positif, dan begitu sebaliknya. jika kosakata positif dan negatif seimbang maka label akan netral.

3.6 TF-IDF

TF-IDF dilakukan agar memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang

penting untuk suatu dokumen dan kurang penting secara umum dalam dokumen. Hal ini berguna dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dan mengidentifikasi kata-kata kunci dalam teks.

3.7 Implementasi *Naive Bayes*

Menggunakan dataset yang telah terkumpul untuk melatih model *Naive Bayes*. Data ini terdiri dari teks atau ulasan bersama dengan label sentimennya (positif dan negatif)

3.8 Evaluasi

Tahap terakhir pada penelitian ini adalah evaluasi yang dilakukan dengan membangun *Confusion Matrix*. *Accuracy*, yaitu rasio prediksi benar (positif dan negatif) terhadap seluruh data dapat dihitung menggunakan persamaan. *Precision*, yang merupakan rasio prediksi benar positif terhadap seluruh hasil yang diprediksi positif,. *Recall*, yang merupakan rasio prediksi benar positif terhadap seluruh data yang benar positif.. *F1-score* merupakan gabungan antara presisi dan *recall*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Collection

Pada penelitian ini data yang digunakan bertipe sekunder. Data diambil dari ulasan pemain *Game Honkai Star Rail* pada platform *Google Play Store*. Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan teknik *Web scraping* dengan bantuan *Python* pada *Google Collab*. Hasil dari proses *scraping* dihasilkan data berjumlah 3000 ulasan yang berasal dari periode April 2023 sampai Desember 2023.

Tabel 1. Contoh data hasil *scraping*

User	Score	At	Content
Sugiono	5	03/12/2023	Tolong Tambahkan Support untuk Controller PlayStation
Tv	1	03/12/2023	Forced Close
Gamerz			

4.2 Data Selection

Setelah proses *scraping* dilakukan, menghasilkan sebanyak 3000 data ulasan dengan jumlah 4 atribut yaitu *User*, *Score*, *At* dan *Content*. Dari jumlah 4 atribut tersebut

hanya akan digunakan 1 atribut saja yaitu *Content* yang berisi ulasan dari para pemain.

4.3 Text Preprocessing

Text Preprocessing adalah serangkaian langkah atau teknik yang digunakan untuk membersihkan, mentransformasi, dan mempersiapkan data teks sebelum diolah lebih lanjut oleh algoritma atau model. Data yang diperoleh melalui sata *scraper* tidak selalu berada dalam kondisi ideal untuk diproses. Terkadang, data tersebut menghadapi berbagai masalah yang dapat mempengaruhi hasil dari proses itu sendiri, seperti adanya duplikasi dan *noise*. Sehingga langkah pra-pemrosesan dibutuhkan untuk meningkatkan kualitas data dan memfasilitasi analisis atau pemrosesan lebih lanjut. Adapun tahap dalam *Preprocessing* dilakukan sebagai berikut :

4.3.1 Cleansing

Pada tahap *cleansing* data dibersihkan dari elemen-elemen yang tidak relevan atau tidak diinginkan, seperti tanda baca, angka, karakter khusus, atau spasi ganda. Selain itu, tahap ini juga mencakup penghapusan data yang duplikat atau redundant.

Tabel 2. Contoh hasil proses *cleansing*

Sebelum	Sesudah
Hoyo... Di oppo 7A ngelag, masuk ke Game harus 2/3 kali, sering macet , sama <i>Gameplay</i> nya patah patah, bikin ga seru mainnya	Hoyo Di oppo a ngelag masuk ke Game harus kali sering macet sama <i>Gameplay</i> nya patah patah bikin ga seru mainnya
Pas lagi download Data <i>Game</i> Disuruh update lagi tuh Nah pas mulai ngedownload lagi dari awall!!	Pas lagi download Data <i>Game</i> Disuruh update lagi tuh nah pas mulai ngedownload lagi dari awall



4.3.2 Case Folding

Tahapan *case folding* adalah proses mengubah huruf kapital pada dataset agar menjadi huruf kecil. Tujuan utama dari *case folding* adalah membuat teks lebih seragam dalam hal kapitalisasi, sehingga meminimalkan perbedaan yang mungkin ada dalam data teks.

Tabel 3. Contoh hasil *case folding*

Sebelum	Sesudah
KAPAN BANNER	kapan banner jing
JING YUAN Aku niat nya niat nya ngepull jing yuan dapet nya huohuo ga terima aku ya	yuan aku niat nya ngepull jing yuan dapet nya huohuo ga terima aku ya

4.3.3 Stopword Removal

Tahap *stopword removal* adalah langkah dalam pra-pemrosesan teks yang melibatkan penghapusan kata-kata penghenti (*stopwords*) dari suatu teks. *Stopwords* adalah kata-kata umum yang sering muncul namun cenderung tidak memberikan kontribusi signifikan pada pemahaman atau analisis konten. Contoh *stopwords* kata-kata seperti seperti di, ke, ini, dan dari.

Tabel 4. Contoh hasil *stopwords*

Sebelum	Sesudah
sangat	menyenangkan
menyenangkan	mohon penggunaan
mohon penggunaan	<i>trailblaze</i> powernya
<i>trailblaze</i> powernya	percepat gampang
di percepat sedikit	farming material and
agar gampang	relic
farming material	
and relic	
sudah oke namun	oke lag patah patah
saya sering lag dan	<i>cutscene</i>
patah patah saat	
bagian <i>cutscene</i>	

4.3.4 Tokenizing

Pada tahap ini teks atau kalimat dipecah menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang disebut dengan token

Tabel 5. Contoh hasil *tokenizing*

Sebelum	Sesudah
seru parah woi mesti download sih	['seru', 'parah', 'woi', 'mesti', 'download', 'sih']
gamenya seru bahasanya ganti bahasa indo aja males baca	['gamenya', 'seru', 'bahasanya', 'ganti', 'bahasa', 'indo', 'aja', 'males', 'baca']

Tabel 7. Contoh hasil *labeling*

Content	Score	Label
game <u>bagus</u> <u>pelit</u>	0	Netral
gamenya <u>bagus</u> grafik <u>bagus</u> banget rekomen asi banget si yng suka anime jug <u>war</u>	2	Positif
<u>cacat</u> unduh data update device alami <u>gagal</u>	-2	Negatif

4.3.5 Stemming

Stemming adalah proses menghilangkan awalan atau akhiran kata sehingga hanya menyisakan akar kata atau bentuk dasar kata.

Tabel 6. Contoh hasil stemming

Sebelum	Sesudah
['game', 'nya', 'udah', 'game nya udah bagus', 'bagus', 'sayangnya', 'sayang cacat game', 'cacat', 'game', 'terkadang objek warna terkadang', 'objek', 'hitam eror masuk berwarna', 'hitam', 'eventnya dah oke eror', 'masuk', 'update misi', 'eventnya', 'dah', 'trailblazer misi', 'oke', 'update', 'misi', 'trailblazer lanjut', 'trailblazer', 'misi', 'penasaran cerita lanjut', 'trailblazer', 'lanjutan', 'penasaran', 'cerita', 'lanjutannya']	['game', 'nya', 'udah', 'game nya udah bagus', 'sayang', 'cacat', 'game', 'terkadang', 'objek', 'hitam', 'error', 'masuk', 'eventnya', 'dah', 'trailblazer', 'mis', 'oke', 'update', 'mis', 'trailblazer', 'lanjut', 'penasaran', 'cerita', 'lanjutannya']
['update', 'kemarin', 'update kemarin login', 'login', 'akun', 'akun hilang game', 'hilang', 'game', 'kembali akun kecewa mengembalikan', 'akun', 'mengecewakan']	['update', 'kemarin', 'login', 'akun', 'hilang', 'game', 'kembali', 'kecewa', 'mengembalikan', 'akun', 'mengecewakan']

4.3.6 Labeling

Pada tahap pelabelan ini digunakan dictionary kosakata yang berkonotasi positif dan dictionary kosakata yang berkonotasi negatif. Kamus sentimen yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari hasil penelitian yang dilakukan oleh (Haryalesmana Wahid, 2016) yang dibuat dari hasil translasi kamus sentimen berbahasa Inggris pada penelitian yang dilakukan oleh (Liu et al., 2005). Kamus ini berisi 1182 kata positif dan 2402 kata negatif.

4.3.7 Penghapusan Sentimen Netral

Dari jumlah data sebanyak 2566, jumlah sentimen yang sudah ditemukan yaitu sentimen positif 1348, sentimen netral 696 dan sentimen negatif 522. Namun pada penelitian ini sentimen yang berlabel netral akan dihapus, hal ini dilakukan agar dapat melakukan klasifikasi *biner*, yaitu membedakan antara dua kelas sentimen utama, yaitu positif dan negatif.

4.4 Transformation

Proses transformasi melibatkan penerapan algoritma pembobotan kata yang dikenal dengan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Setiap kata yang terdapat dalam ulasan akan diberikan nilai bobot yang dihasilkan melalui perhitungan menggunakan algoritma TF-IDF. Sebagai contoh dalam perhitungan TF-IDF terdapat 3 ulasan yang berhasil didapatkan, di antaranya :

- (D1) "game bagus keren cerita seru"
- (D2) "kualitas nya mantap map luas karakter lumayan detail "
- (D3) "game bagus turn base nya keren karakter bagus "

Tabel 8. Proses perhitungan TF

T	(D1)	(D2)	(D3)
game	1	0	1
nya	0	1	1
seru	1	0	0
cerita	1	0	0
kualitas	0	1	0
mantap	0	1	0
map	0	1	0
luas	0	1	0
karakter	0	1	1
lumayan	0	1	0
detail	0	1	0
bagus	1	0	1
turn	0	0	1
base	0	0	1
keren	1	0	1

Setelah terbentuk TF (*Term Frequency*) selanjutnya menentukan DF (*Document Frequency*) yaitu banyaknya *term* (*t*) muncul dalam semua dokumen.

Tabel 9. Hasil perhitungan DF

T (Term)	Df (Document Frequency)
game	2
nya	2
seru	1
cerita	1
kualitas	1
mantap	1
map	1
luas	1
karakter	2
lumayan	1
detail	1
Bagus	2
Turn	1
Base	1
Keren	2

Kemudian menghitung nilai IDF (*Inverse Document Frequency*) dengan menghitung nilai log dari hasil D (jumlah dokumen) dibagi dengan nilai DF (*Document Frequency*).

Tabel 10. Hasil perhitungan IDF

T	DF	D	IDF DF
game	2	1.5	$\log 1.5 = 0.176$
nya	2	1.5	$\log 1.5 = 0.176$
seru	1	3	$\log 3 = 0.477$
cerita	1	3	$\log 3 = 0.477$
kualitas	1	3	$\log 3 = 0.477$
mantap	1	3	$\log 3 = 0.477$
map	1	3	$\log 3 = 0.477$
luas	1	3	$\log 3 = 0.477$
karakter	2	1.5	$\log 1.5 = 0.176$
lumayan	1	3	$\log 3 = 0.477$
detail	1	3	$\log 3 = 0.477$
bagus	2	1.5	$\log 1.5 = 0.176$
turn	1	3	$\log 3 = 0.477$
base	1	3	$\log 3 = 0.477$
keren	2	1.5	$\log 1.5 = 0.176$

Setelah mengetahui nilai IDF (*Inverse Document Frequency*) langkah selanjutnya menghitung TF-IDF.

Tabel 11. Hasil perhitungan TF-IDF

	D1	D2	D3
game	0.176	0	0.176
nya	0	0.176	0.176
seru	0.477	0	0
cerita	0.477	0	0
kualitas	0	0.477	0
mantap	0	0.477	0
map	0	0.477	0
luas	0	0.477	0
karakter	0	0.477	0.176
lumayan	0	0.176	0
detail	0	0.477	0
bagus	0.176	0	0.176
turn	0	0	0.477
base	0	0	0.477
keren	0.176	0	0.477

4.5 Data Mining

Sebelum memasuki tahap klasifikasi, dataset akan dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data training dan data testing dengan pembagian rasio 60:40, 70:30 dan 80:20. Namun karena ada ketidakseimbangan data antara kelas positif dan negatif, yaitu dimana jumlah sentimen positif sebanyak 1348 dan jumlah sentimen negatif sebanyak 522. Hal ini dapat menyebabkan adanya *accuracy paradox* yang dimana hasil klasifikasi diperoleh dengan akurasi yang tinggi namun hasil tersebut menjadi bias. Maka digunakan teknik undersampling untuk memastikan data seimbang antara kelas positif dan negatif

Tabel 12. Hasil pembagian data

Skenario	Rasio	Data Latih	Data Uji
1	60:40	626	418
2	70:30	730	314
3	80:20	835	209

4.6 Evaluasi

Evaluasi model klasifikasi pada tahap ini dilakukan untuk mengukur seberapa baik performa algoritma klasifikasi *Naive Bayes* pada tugas analisis data sentimen berdasarkan 3 skenario pembagian data uji dan data latih yang berbeda. Beberapa parameter evaluasi yang

digunakan mencakup akurasi, presisi, *recall*, *f1-score* serta nilai yang didapatkan berdasarkan kura AUC-ROC.

Tabel 13. Evaluasi Performa Model

	Skenario 1 (60:40)	Skenario 2 (70:30)	Skenario 3 (80:20)
Accurac y (%)	84%	86%	84%
Precisio n (%)	83%	84%	82%
Recall (%)	86%	89%	86%
<i>F1-</i> Score (%)	85%	87%	84%

Berdasarkan Tabel 13 ini hasil akurasi terbesar diperoleh pada skenario 2 dengan rasio pembagian 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Akurasi yang diberikan pada model terbaik adalah 86%. Adapun performa lainnya dapat dilihat bahwa *precision* menunjukkan nilai yang tinggi pada skenario 2, dengan nilai *precision* yang paling rendah adalah pada model skenario 3. Kemudian pada performa *recall* nilai tertinggi ditunjukan pada model skenario 2 dan yang terendah ada pada model skenario 1 dan 3. Adapun terakhir yaitu pada performa *f1-score* nilai tertinggi pada model skenario 2, dengan nilai yang terendah ditunjukan pada model skenario 3. Sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa model terbaik untuk melakukan data analisis sentimen berdasarkan evaluasi performa diatas adalah model skenario 2 (70:30) karena menunjukkan kemampuan model untuk memberikan prediksi positif dan negatif yang lebih akurat dengan nilai akurasi 86%.

Melihat performa model dapat juga dilakukan dengan melihat kurva AUC-ROC (*Area Under the Curve - Receiver Operating Characteristic*). *Code* dari proses plot kurva dibuat dengan menggunakan *library metrics* dari *Sklearn*. ROC adalah grafik dua dimensi dengan *false* positif sebagai garis horizontal dan *true* positif sebagai garis vertikal. Dari 3 skenario yang dilakukan, untuk menentukan sebuah model yang dikatakan sangat baik yaitu dengan melihat kurva mana terlihat naik ke atas dan mendekati satu. Menurut Gorunescu, tingkat keakurasian AUC dapat diklasifikasikan menjadi lima kelompok yaitu :

1. $0.90 - 1.00 = \text{excellent classification}$
2. $0.80 - 0.90 = \text{good classification}$
3. $0.70 - 0.80 = \text{fair classification}$
4. $0.60 - 0.70 = \text{poor classification}$
5. $0.50 - 0.60 = \text{failure}$ (Karyadiputra et al., 2016)

Tabel 14. Nilai AUC dari 3 skenario

Skenario	Nilai AUC
1	0.90
2	0.92
3	0.89

Dari hasil pembuatan AUC-ROC *Curve* untuk ke 3 skenario, maka dapat dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai AUC, semakin baik performa model. Oleh karena itu, berdasarkan hasil di atas, Skenario 2 (70:30) dengan nilai AUC sebesar 0.92 yang dikategorikan sebagai *excellent classification* dapat dianggap sebagai skenario terbaik di antara ketiganya. Model pada skenario ini memiliki kemampuan yang lebih baik dalam membedakan antara kelas positif dan negatif, sehingga dapat dijadikan pilihan untuk analisis sentimen.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil perhitungan evaluasi performa, maka dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi terbesar diperoleh pada skenario 2 dengan rasio pembagian 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Akurasi yang diberikan pada model terbaik adalah 86%, dengan nilai presisi 84%, *recall* 89% dan nilai *f1-score* 87%. Dan nilai akurasi tersebut bisa dikatakan sudah baik untuk suatu model *machine learning*.

Pada nilai AUC-ROC *Curve*, skenario 2 juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan mencapai nilai sebesar 0.92 yang dikategorikan sebagai *excellent classification*, nilai ini menandakan bahwa model memiliki kemampuan yang baik untuk membedakan antara kelas positif dan negatif. Dengan demikian, skenario 2 bukan hanya memberikan akurasi tertinggi, tetapi juga memiliki keunggulan dalam evaluasi menggunakan AUC-ROC *Curve*.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah mengikutsertakan data ulasan pemain yang mencakup *emoticon* berupa tanda baca, seperti senyum atau marah, bertujuan untuk mendapatkan analisis sentimen yang lebih akurat dan beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- Alifa Nanda Prakoso, Q., Muliawati, A., Nurlaili Isnainiyah, I., Ilmu Komputer, F., Pembangunan Nasional Veteran Jakarta, U., Fatmawati No, J. R., Labu, P., & Selatan DKI Jakarta, J. (2022). Analisis Sentimen terhadap Produk Skin Game di Forum Review Female Daily Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes dan TF-IDF. *JURNAL INFORMATIK Edisi Ke, 18*, 2022.
- Atmani, A. K. P., Widhiyanti, K., & Prasetyawan, Y. (2020). User Centered Design Dalam Evaluasi Game “Reinhart and the Great Gate.” *Teknika*, 9(1), 25–30. <https://doi.org/10.34148/teknika.v9i1.240>
- Azahri, M., Sulistiyowati, N., & Jajuli, M. (2023). ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA KERETA API INDONESIA MELALUI SOSIAL MEDIA TWITTER DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 7, Issue 3).
- Haryalesmana Wahid, D. (2016). Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity. *IJCIS*, 10(2), 207–218.
- Hasibuan, E., & Heriyanto, E. A. (2022). ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN APLIKASI AMAZON SHOPPING DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER. *JTS*, 1(3).
- Karyadiputra, E., Kom, S., & Kom, M. (2016). ANALISIS ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI STATUS KESEJAHTERAAN RUMAH TANGGA KELUARGA BINAAN SOSIAL. In *Technologia* (Vol. 7, Issue 4). Oktober-Desember.
- Khoirul, M., Hayati, U., & Nurdianwan, O. (2023). ANALISIS SENTIMEN APLIKASI BRIMO PADA ULASAN PENGGUNA DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 7, Issue 1).
- Liu, B., Hu, M., & Cheng, J. (n.d.). *Opinion Observer: Analyzing and Comparing Opinions on the Web*.
- Maulana Rihan, Voutama, A., & Ridwan, T. (2023). ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI MYPERTAMINA PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NBC. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 9.
- Mh, R., Sokibi, P., & Martha, D. (2018). “THE ADVENTURE OF SACHI” MENGGUNAKAN ENGINE RPG MAKER MV (Vol. 8, Issue 2).
- Mustofa, R. L., & Prasetyo, B. (2021). Sentiment analysis using lexicon-based method with naive bayes classifier algorithm on #newnormal hashtag in twitter. *Journal of Physics: Conference Series*, 1918(4). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1918/4/042155>
- Rinaldi Pradana, R., Surahman, A., & Rinaldi, R. (2020). PERANCANGAN APLIKASI GAME FIGHTING 2 DIMENSI DENGAN TEMA KARAKTER NUSANTARA BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN CONSTRUCT 2. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 1(2), 234–244. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>
- Saputra, A., & Noor Hasan, F. (2023). ANALISIS SENTIMEN TERHADAP APLIKASI COFFEE MEETS BAGEL DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER. *SIBATIK JOURNAL: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, Dan Pendidikan*, 2(2), 465–474. <https://doi.org/10.54443/sibatik.v2i2.579>