BAB III HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Selection

Pada rentang waktu 15 September 2023 hingga 1 Mei 2024, data ulasan untuk permainan Stumble Guys dikumpulkan menggunakan teknik scraping. Menggunakan library google play scraper, berhasil terkumpul sebanyak 1500 data. Data yang terkumpul memiliki lima atribut, yaitu reviewId, userName, at, content, dan score. Selanjutnya, hanya atribut content dan score yang dipilih untuk digunakan.



Gambar 3. 1 Hasil data selection

3.2 Lebeling

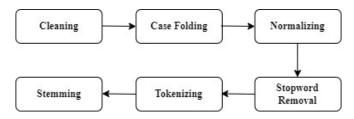
lebeling digunakan untuk mengkategorikan ulasan pengguna game Stumble Guys. Jika rating berada pada rentang 1 sampai 2, sentimen akan diberi label negatif. Sebaliknya, jika rating berada pada rentang 4 dan 5, sentimen akan diberi label positif. Proses ini dilakukan dengan menerapkan fungsi pelabelan pada kolom score Dapat dilihat pada gambar 3.2



Gambar 3. 2 Hasil lebeling

3.3 Preprocessing

Dalam tahap Preprocessing, penulis melakukan serangkaian langkah yang diperlukan karena dateset tidak tersttruktur. Penulis mengambil ulasan memakai scraping untuk memaksimalkan hasil Analisis Sentimen. Diagram berikut menggambarkan urutan langkah prapemrosesan.



Gambar 3. 3 Langkah preprocessing

3.3.1 Cleaning

Pada gambar 5 ditunjukkan hasil dari proses text cleaning di mana dilakukan penghapusan karakter khusus dan tanda baca, yang tidak diperlukan dalam teks



Gambar 3. 4 Hasil cleaning

3.3.2 Case folding

Dalam tahap Case Folding, semua kata atau kalimat diubah menjadi huruf kecil. Ini merupakan hasil dari proses tersebut.



Gambar 3. 5 Hasil case folding

3.3.3 Normalizing

Pada tahap Normalizing, dilakukan penyesuaian atau transformasi teks ke dalam bentuk standar atau format yang lebih terstruktur.



Gambar 3. 6 Hasil normalizing

3.3.4 Stopword removal

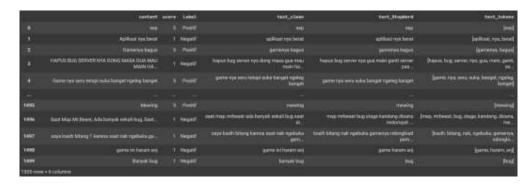
Pada tahap Stopword Removal, dilakukan penghapusan kata-kata yang tidak berarti atau tidak penting dalam teks, Pada tahap penghapusan stopword, tujuannya adalah untuk hanya memfokuskan pada kata-kata yang penting.



Gambar 3. 7 Hasil stopword removal

3.3.5 Tokenizing

Langkah Tokenizing adalah proses berikutnya yang memungkinkan dokumen untuk dibagi menjadi kata-kata terpisah.



Gambar 3. 8 Hasil tokenizing

3.3.6 Stemming

Tahap Stemming adalah lanjutan dari tahap sebelumnya. Tahapan ini dapat mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Jadi pada tahap ini kata-kata yang berimbuhan akan disaring menjadi bentuk standarnya.

Tabel 3. 1 Hasil stemming

Kata asli	Hasil
Menyenangkan	Senang
Permainan	Main
Tantangan	Tantang
Karakter	Karakter

3.4 Transformation

Tahapan ini dimulai dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing, dalam tiga skenario berbeda. Proses pembagian data ini dilakukan dengan menggunakan fungsi train test split, dengan pengaturan parameter random_state=0. Tabel 3.2, menampilkan hasil dari pembagian data dalam ketiga skenario tersebut.

Tabel 3. 2 Hasil pembagian data

Skenario rasio perbandingan	Data training	Data testing
90:10	1173	131
80:20	1043	261
70:30	912	392

3.5 Evaluasi

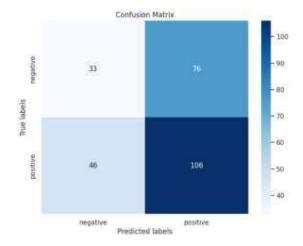
Tahap ini dilakukan evaluasi dengan confusion matrix. Tabel 3.3 memperlihatkan hasil perbandingan dari seluruh evaluasi confusion matrix terhadap setiap skenario.

Tabel 3. 3 Hasil perbandingan akurasi

Training	Testing	Akurasi
80	20	86%
70	30	85%
90	10	81%

Di Tabel 3.3 terdapat hasil akurasi dari berbagai metode split data, seperti 80- 20 dengan akurasi 88%, 70-30 dengan akurasi 85%, 90-10 dengan akurasi 81%, Gambar menunjukkan visualisasi hasil analisis sentimen untuk klasifikasi sentimen positif dan negatif.

Menurut tabel 3,3 pemodelan dengan menggunakan algoritma naive bayes pada skenario 80:20 menghasilkan niali akurasi 86%. Berikut adalah contoh matrix confussion dari pemodelan:



Gambar 3. 9 Confusion matrix

3.6 Visualisasi

Visualisasi digunakan untuk mengeksplorasi kata-kata atau istilah yang paling umum atau paling sering muncul dalam data dari penelitian yang sedang dilakukan. Gambar 3.10 menunjukkan hasil dari visualisasi data ulasan game stumble guys.



Gambar 3. 10 Visualisasi

3.7 Hasil accuracy

Pada Gambar 3.11 menunjukkan hasil dari pengujian data dengan melakukan splitting data dengan rasio 80:20 untuk data training dan testing, dari 1500 data. menggunakan algoritma Naïve Bayes, pada ulasan game stumble guys di google play store cenderung positif dengan nilai akurasi 86%, precision sebesar 86%, recall 86%, dan f1-score sebesar 86%.

```
MultinomialNB Accuracy: 0.8620689655172413
MultinomialNB Precision: 0.8461538461538461
MultinomialNB Recall: 0.7777777777778
MultinomialNB f1_score: 0.8105263157894737
confusion matrix:
 [ 14 148]]
                          recall f1-score
             precision
    Negatif
                  0.85
                            0.78
                                      0.81
     Positif
                  0.87
                            0.91
                                      0.89
                                      0.86
                                                 261
    accuracy
  macro avg
                  0.86
                            0.85
                                      0.85
weighted avg
                  0.86
                            0.86
                                      0.86
True Positive : 148
True Negative : 77
False Negative : 14
```

Gambar 3. 11 Hasil accuracy

3.8 confusion matrix

Confusion matrix adalah alat evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa metode klasifikasi. Ini memberikan informasi tentang seberapa baik sistem mampu mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang benar. Confusion matrix juga berguna sebagai alat visualisasi untuk memahami hasil pembelajaran dari sistem, khususnya dalam konteks klasifikasi dengan dua kategori. Tabel di bawah ini adalah contoh hasil confusion matrix yang menunjukkan prediksi untuk dua kelas.

Tabel 3. 4 Sample data

Content	Score	Label
Game nya agak pay to win masa emote bisa nampol orang :/	4	Positif
sangat bagus sekali ya	5	Positif
GK jelas udh nungguin malahan GK bisa masuk	2	Negatif
Game tai	1	Negatif
Seru	5	Positif

Tabel 3. 5 Hasil confusion matrix

Predict Positif	Predict Negatif
77	22
14	148
	261
TP Positif	TP Negatif
77	148
	225

Tabel di atas adalah hasil dari sebuah model klasifikasi yang diterapkan pada ulasan game 'Stmble Guys. Model ini melakukan prediksi terhadap ulasan sebagai positif atau negatif. Dari total 261 prediksi yang dilakukan, 77 di antaranya diprediksi positif dan tepat, sedangkan 148 diprediksi negatif dan tepat. Namun, model juga salah memprediksi 14 ulasan positif sebagai negatif dan 22 ulasan negatif sebagai positif.

Keterangan:

True Positives : Ada 77 ulasan yang sebenarnya positif dan berhasil diklasifikasikan sebagai positif oleh model.

True Negatives : Ada 148 ulasanyang sebenarnya negatif dan berhasil diklasifikasikan sebagai negatif oleh model.

False Positives : Ada 22 ulasan yang sebenarnya negatif, tetapi salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model.

False Negatives : Ada 14 ulasan yang sebenarnya positif, tetapi salah diklasifikasikan sebagai negatif oleh model.

Akurasi

$$Akurasi = \frac{\textit{TP Positif} + \textit{TP Negatif}}{\textit{Total Prediksi}}$$

$$Akurasi = \frac{77 + 148}{261}$$

$$Akurasi = \frac{225}{261}$$

$$Akurasi = \frac{225}{261} = 0,8621 \, atau \, 86,21\%$$

$$Akurasi = \frac{77 + 148}{261} = \frac{225}{261} = 86,21\%$$

$$Akurasi = \frac{TP\,Positif + Tp\,Negetif}{Total\,Prediksi} = \frac{77 + 148}{261} = \frac{225}{261} = 86,21\%$$

Precision

Negatif

$$Presisi \, Negatif = \frac{TP \, Negatif}{Prediksi \, Negatif} = \frac{77}{77 + 14} = \frac{77}{91} = 0.85\%$$

Positif

Presisi Positif
$$\frac{TP \, Positif}{Prediksi \, Positif} = \frac{148}{148 + 22} = \frac{148}{170} = 0,87$$

Recall

Negatif

$$Recall\ Negatif = \frac{TP\ Negatif}{TP\ Negatif + FN\ Negatif} = \frac{77}{77 + 22} = \frac{77}{99} = 0.78\%$$

Positif

$$Recall \, Positif = \frac{TP \, Positif}{TP \, Positif + FN} = \frac{148}{148 + 14} = \frac{148}{162} = 0.91\%$$

$$Positif$$

F1-Score

Negatif

$$F1Score = 2.$$
 $\frac{Presisi. Recall}{Presisi + Recall}$

$$F1 \, Score \, Negatif = 2. \quad \frac{085.077}{085.077} = 2. \quad \frac{0.6545}{1.62} = 0.4034 = 0.8068 = 0.81\%$$

Positif

$$F1$$
 Score positif = 2. $\frac{Presisi\ positif.Recall\ Positif}{Presisi\ positif + Recall\ Positif}$

$$F1 \ Score \ Positif = 2. \ \frac{0.87.091}{0.87 + 0.91}$$

$$F1 Score Positif = 2. \frac{0.796}{1.78}$$

$$F1$$
 Score Positif = $2.0.4446$

 $F1\,Score\,Positif=0.89\%$

Dengan menggunakan metode klasifikasi yang diimplementasikan, model mencapai tingkat akurasi sebesar 86,21%. Artinya, dari seluruh prediksi yang dilakukan, model berhasil memprediksi dengan tepat 86,21% kasus positif maupun negatif. Presisi negatif sebesar 85% menunjukkan bahwa sebagian besar dari prediksi yang diklasifikasikan sebagai negatif oleh model memang benar-benar negatif, sementara presisi positif sebesar 87% menunjukkan hal serupa untuk prediksi positif. Dari sisi recall, model mampu mengenali 78% kasus negatif secara keseluruhan dan 91% kasus positif, mencerminkan kemampuan model dalam mengidentifikasi ulasan yang sesuai dengan kategori masing-masing. F1-score positif sebesar 0,89% menggambarkan harmonisasi antara presisi dan recall positif, memberikan gambaran tentang performa model dalam memprediksi ulasan game Stumble Guys berdasarkan evaluasi yang dilakukan.