

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Objek Penelitian

Dalam penelitian ini merupakan data yang di ambil dari platfrom youtube MPL Indonesia Objek penelitian dalam studi ini adalah komentar-komentar yang ditinggalkan oleh netizen pada video-video yang diunggah di channel resmi Mobile Legends Professional League (MPL) Indonesia di platform YouTube.

Berikut link youtube mpl <https://www.youtube.com/@MPLIndonesia> data yang di ambil adalah 700 dataset yang di ambil dari komentar youtube akun asli secara acak di youtube Mpl Indonesia Pelaksanaan penelitian dilakukan kurang lebih 6 bulan, berikut adalah tabel perinciaan pelaksanaan kegiatan penelitian :

1.1 Tabel Penelitian

No	Sumber Data	Jenis Data	Metode Pengumpulan	Periode Pengumpulan	Volume Data
1	Channel Resmi MPL Indonesia di YouTube	Komentar video MPL Indonesia	Scraping data menggunakan YouTube API	Januari - Mei 2025	700 komentar

3.2. Peralatan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan peralatan berupa Hardware dan Software.

1. Software yang digunakan dalam penelitian ini adalah
 - a. Windows 2010
 - b. Microsoft Word 2016

- c. Excel 2016
- d. Python: Bahasa pemrograman utama untuk pengolahan data dan implementasi model.
- e. NLTK: Library untuk proses preprocessing teks dan tokenisasi.
- f. Scikit-learn: Library untuk implementasi algoritma Naïve Bayes dan evaluasi model.
- g. YouTube API atau Tools Scraping: Untuk pengambilan data komentar secara otomatis.
- h. Jupyter Notebook: Lingkungan pengembangan dan analisis data interaktif.

2. Hardware yang digunakan dalam penelitian ini adalah

- a. Processor AMD A9-9420 Radeon R5
- b. Ram Kingstone 8Gb
- c. SSD Kingstone 252GB

3.3. Teknik Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dengan metode sebagai berikut:

1. Scraping Data: Menggunakan YouTube API untuk mengambil komentar secara otomatis dari video-video MPL Indonesia yang relevan.
2. Pengambilan Manual: Dilakukan untuk memastikan komentar yang diambil relevan dan berkualitas.

3.4. Proses Preprocessing Data

Agar data komentar siap diolah oleh algoritma, dilakukan preprocessing yang meliputi :

1. Tokenisasi: Memecah kalimat menjadi kata-kata atau token.
2. Case Folding: Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar konsisten.
3. Stopword Removal: Menghapus kata-kata umum yang tidak berkontribusi pada makna analisis.
4. Stemming: Mengembalikan kata ke bentuk dasar atau akar kata.
5. Filtering: Menghilangkan tanda baca dan karakter khusus yang tidak diperlukan.

3.5. Representasi Data

Data teks yang sudah dipreproses kemudian direpresentasikan dalam bentuk fitur numerik menggunakan metode Bag of Words atau Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk merepresentasikan frekuensi kata dalam setiap komentar.

3.5. Pelabelan Data (Labeling)

Data komentar dilabeli secara manual berdasarkan tiga kategori sentimen:

1. Positif: Komentar yang mengandung dukungan atau pujian.
2. Negatif: Komentar yang mengandung kritik atau ketidakpuasan.

3.6. Evaluasi Model

Kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik berikut:

1. Akurasi: merupakan salah satu metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur seberapa besar jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data uji yang tersedia. Meskipun akurasi sering dijadikan sebagai indikator utama performa model, dalam kasus klasifikasi yang memiliki distribusi data yang tidak seimbang (*imbalanced data*), metrik ini tidak cukup merepresentasikan kinerja model secara menyeluruh.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} * 100\%$$

2. Presisi (Precision): digunakan untuk menilai tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas positif. Artinya, presisi menunjukkan proporsi data yang diprediksi positif yang benar-benar termasuk dalam kelas positif. Metrik ini menjadi sangat penting apabila kesalahan dalam memprediksi data negatif sebagai positif (*False Positive*) berdampak besar, seperti dalam kasus deteksi spam atau sistem keamanan.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} * 100\%$$

3. Recall: atau sensitivitas menunjukkan sejauh mana model dapat mengidentifikasi data yang sebenarnya positif. Metrik ini sangat krusial pada situasi di mana kesalahan dalam melewatkan data positif (*False Negative*) memiliki konsekuensi tinggi, seperti dalam diagnosa penyakit atau identifikasi komentar negatif terhadap suatu produk atau layanan.
Recall

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} * 100\%$$



4. F1-Score: adalah rata-rata harmonik dari nilai presisi dan recall. Metrik ini memberikan gambaran keseimbangan antara kedua aspek tersebut, terutama ketika dataset memiliki distribusi kelas yang tidak merata. Rata-rata harmonik lebih sensitif terhadap nilai yang rendah, sehingga F1-Score hanya akan tinggi jika presisi dan recall sama-sama tinggi.

$$F1-Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

5. K-Fold Cross-Validation (k = 10) adalah metode validasi yang digunakan untuk memastikan bahwa hasil evaluasi model tidak dipengaruhi oleh pemilihan data uji yang kebetulan baik atau buruk. Pada metode ini, dataset dibagi menjadi 10 bagian yang sama besar (fold). Model akan dilatih dan diuji sebanyak 10 kali, dengan setiap fold secara bergantian digunakan sebagai data uji, sementara 9 fold lainnya digunakan sebagai data latih. Hasil evaluasi dari masing-masing iterasi kemudian dirata-rata untuk mendapatkan nilai akhir yang lebih stabil dan representatif. Teknik ini dianggap lebih andal karena mengurangi kemungkinan bias akibat pembagian data uji yang tidak merata atau tidak representatif.

Contoh Confusion Matrix

1.2 Tabel confusion matrix

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif (Label 1)	TP = 80	FN = 20
Aktual Negatif (Label 0)	FP = 10	TN = 90

Perhitungan Manual Metrik Evaluasi

Berdasarkan confusion matrix di atas, berikut ini adalah hasil perhitungan dari masing-masing metrik:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \\ &= (80 + 90) / (80 + 90 + 10 + 20) = 170 / 200 = 0,85 = 85\% \end{aligned}$$

$$\text{Presisi} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 80 / (80 + 10) = 80 / 90 \approx 0,8889 = 88,89\%$$



$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) = 80 / (80 + 20) = 80 / 100 = 0,8 = 80\%$$

$$\text{F1} = 2 * (\text{Presisi} * \text{Recall}) / (\text{Presisi} + \text{Recall}) = 2 * (0,8889 * 0,8) / (0,8889 + 0,8) = 2 * 0,7111 / 1,6889 \approx 0,842 = 84,2\%$$

3.3. Tabel Hasil Evaluasi

Metrik	Nilai
Akurasi	85,00%
Presisi	88,89%
Recall	80,00%
F1-Score	84,20%

Kesimpulan Evaluasi

Dari hasil evaluasi di atas, terlihat bahwa model klasifikasi mampu menghasilkan performa yang cukup baik. Nilai akurasi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang dilakukan model adalah benar. Presisi yang tinggi menunjukkan bahwa model tidak banyak melakukan kesalahan dalam memprediksi komentar sebagai positif, sementara nilai recall yang cukup menunjukkan bahwa sebagian besar komentar positif berhasil dikenali. Nilai F1-score yang tinggi mengindikasikan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall.

3.7. Alur Kerja Penelitian

Pengumpulan data komentar dari video MPL Indonesia di YouTube menggunakan YouTube API.

1. Melakukan preprocessing data komentar untuk menghilangkan noise dan menyiapkan data.
2. Pemberian label sentimen pada dataset komentar secara manual.
3. Representasi fitur teks menggunakan Bag of Words atau TF-IDF.
4. Melatih model klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes menggunakan data berlabel.