

**LAPORAN  
ANALISIS KOMENTAR YOUTUBE  
FERRI IRWANDI**



*Disusun Oleh :*

**M. Alwi Sihab : 2230511128**

**Muhammad Ikhsan Mutaqin : 2230511138**

**Muhammad Fakhri Khairil Imam : 2230511085**

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH  
SUKABUMI**

## **1. Domain Proyek**

Media sosial, khususnya YouTube, telah menjadi wadah utama bagi masyarakat untuk menyuarakan opini. Video dari kreator konten opini seperti Ferry Irwandi seringkali memancing ribuan komentar yang beragam. Komentar-komentar ini mengandung sentimen yang dapat berupa dukungan (positif), kritikan (negatif), atau tanggapan biasa (netral).

Namun, dengan ribuan komentar yang masuk, sangat sulit untuk memetakan opini publik secara manual. Oleh karena itu, proyek ini bertujuan membangun sistem analisis sentimen otomatis menggunakan *Deep Learning*.

Masalah yang diselesaikan: Kesulitan dalam mengolah dan mengklasifikasikan ribuan komentar netizen secara manual untuk mengetahui kecenderungan opini publik terhadap topik yang dibahas. Urgensi Proyek: Pentingnya mengetahui sentimen publik bagi kreator konten untuk evaluasi materi, serta bagi analis data untuk memahami *social perception* terhadap isu yang sedang hangat.

## **2. Business Understanding**

### **2.1 Problem Statements**

1. Bagaimana distribusi sentimen (Positif, Negatif, Netral) pada kolom komentar video Ferry Irwandi?
2. Bagaimana membangun model *Deep Learning* yang mampu mengklasifikasikan teks komentar bahasa Indonesia yang tidak baku?
3. Apakah model *Deep Learning* (Bi-LSTM) mampu mencapai akurasi di atas 92% dibandingkan model konvensional?

### **2.2 Goals**

1. Mengetahui persebaran opini netizen melalui visualisasi data.
2. Melakukan *preprocessing* teks (pembersihan data) agar dapat diolah mesin.
3. Membangun model klasifikasi dengan akurasi tinggi (>92%) menggunakan arsitektur Bidirectional LSTM.

### **2.3 Solution Statements**

Solusi yang diajukan mencakup:

1. Preparation: Menggunakan dataset hasil *scraping* mandiri dan menyeimbangkan data atau membiarkannya sesuai distribusi alami.
2. Modeling: Menerapkan 3 skema eksperimen:
  1. Baseline: SVM (Support Vector Machine) dengan TF-IDF.

2. Deep Learning 1: LSTM (Long Short-Term Memory).
3. Deep Learning 2: Bi-LSTM (Bidirectional LSTM) untuk menangkap konteks kalimat dua arah.

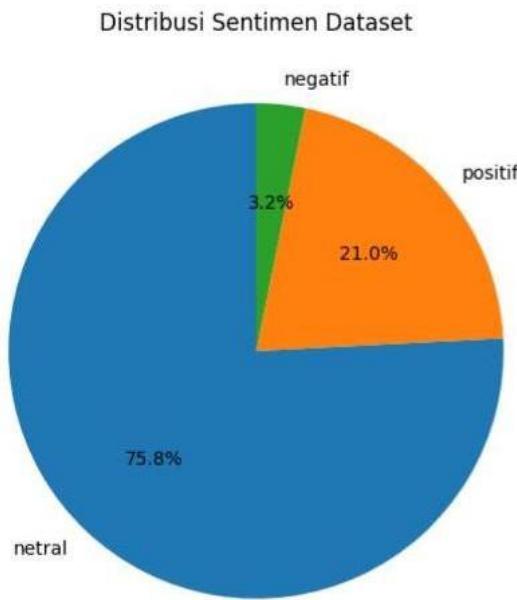
### 3. Data Understanding

Dataset yang digunakan merupakan data teks komentar dari video YouTube Ferry Irwandi. Data diambil menggunakan teknik *scraping* secara mandiri.

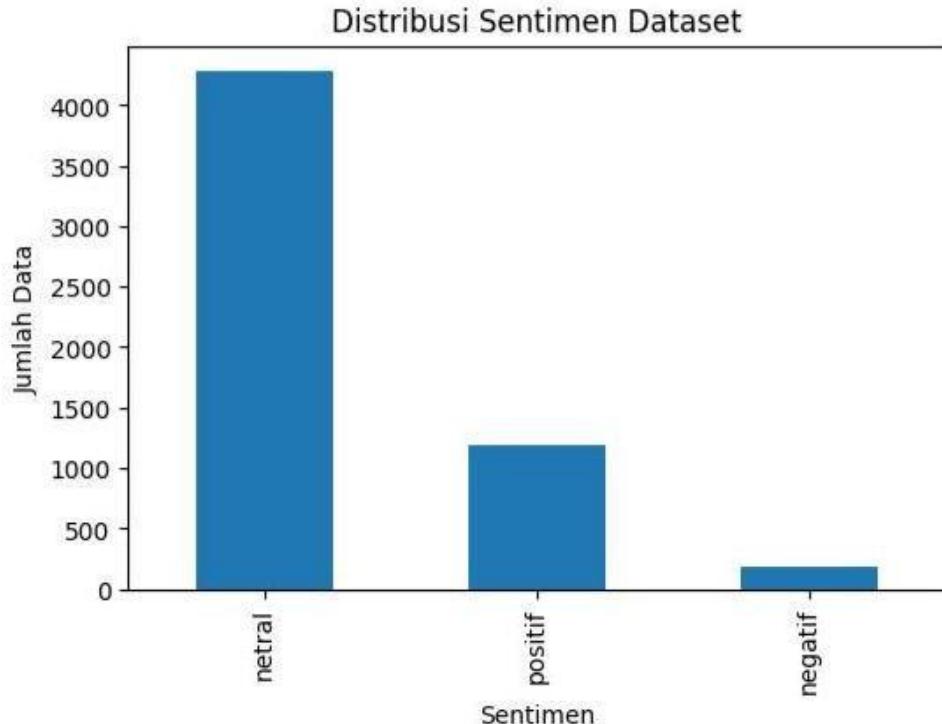
1. Jumlah Data: Sekitar 5.000+ komentar (berdasarkan grafik distribusi).
2. Kondisi Data: Terdapat ketidakseimbangan kelas (*imbalanced data*) di mana sentimen "Netral" sangat mendominasi.

#### 3.1 Visualisasi Data

Berikut adalah visualisasi distribusi sentimen dalam dataset:



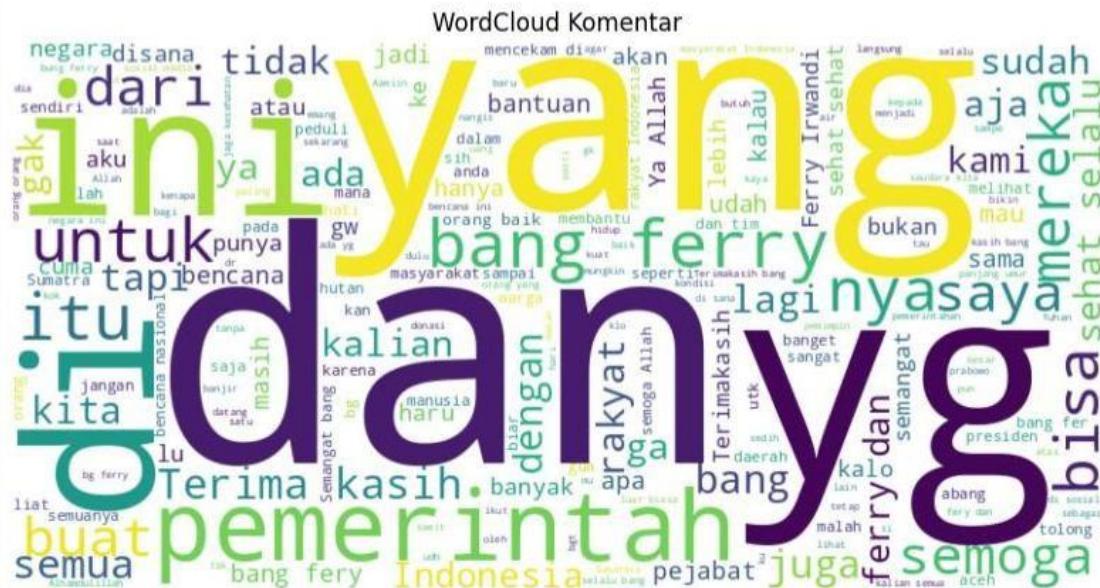
Gambar 1. Persentase distribusi kelas sentimen.



*Gambar 2. Jumlah sampel per kelas.*

Terlihat bahwa kelas Netral mendominasi dataset (75.8%), diikuti Positif (21%), dan Negatif (3.2%). Hal ini wajar mengingat banyak komentar yang hanya berisi pertanyaan atau pernyataan datar.

Selanjutnya, berikut adalah *Word Cloud* untuk melihat kata-kata yang paling sering muncul:



*Gambar 3. Word Cloud dataset komentar.*

Kata-kata seperti "Ferry", "Pemerintah", "Rakyat", "Bantuan" sering muncul, menandakan diskusi yang berkaitan dengan isu sosial/kenegaraan.

#### 4. Data Preparation

Sebelum masuk ke pemodelan, data melalui tahapan berikut:

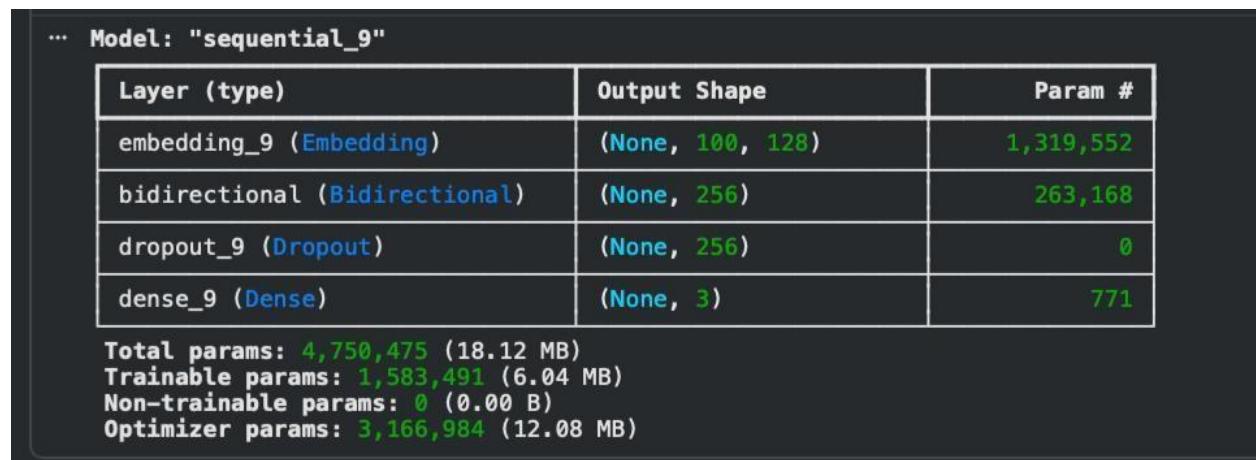
1. Cleaning: Menghapus tanda baca, *link*, emoji, dan mengubah teks menjadi huruf kecil (*lowercase*).
2. Tokenization: Memecah kalimat menjadi kata-kata individu.
3. Stopword Removal: Menghapus kata hubung yang tidak bermakna sentimen.
4. Padding & Sequencing: Mengubah teks menjadi urutan angka dengan panjang tetap agar bisa diproses oleh Neural Network.

#### 5. Modeling

Pada tahap ini, dilakukan tiga eksperimen model. Fokus utama adalah pengembangan model *Deep Learning*.

##### 5.1 Arsitektur Model Deep Learning (Bi-LSTM)

Model utama yang dikembangkan menggunakan lapisan *Bidirectional LSTM*. Berikut adalah detail arsitektur model yang digunakan:



... Model: "sequential_9"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_9 (Embedding)	(None, 100, 128)	1,319,552
bidirectional_9 (Bidirectional)	(None, 256)	263,168
dropout_9 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_9 (Dense)	(None, 3)	771

Total params: 4,750,475 (18.12 MB)  
Trainable params: 1,583,491 (6.04 MB)  
Non-trainable params: 0 (0.00 B)  
Optimizer params: 3,166,984 (12.08 MB)

Gambar 4. Arsitektur Model Bi-LSTM.

Penjelasan Layer:

1. Embedding: Mengubah representasi kata menjadi vektor padat.
2. Bidirectional LSTM (128 units): Memproses urutan teks dari depan ke belakang dan sebaliknya untuk memahami konteks secara utuh.
3. Dropout (0.5): Mematikan sebagian neuron secara acak untuk mencegah *overfitting*.

- Dense (3 units): Layer output dengan aktivasi *Softmax* untuk klasifikasi 3 kelas (Netral, Positif, Negatif).

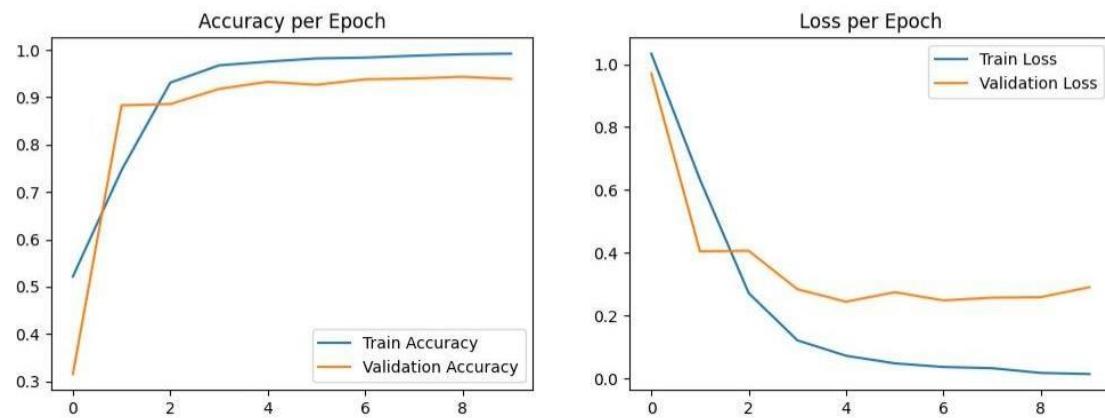
Model dilatih menggunakan *optimizer* Adam dan *loss function* Categorical Crossentropy.

## 6. Evaluation

Evaluasi dilakukan untuk membandingkan performa ketiga skema model yang telah diuji.

### 6.1 Hasil Pelatihan Model (Learning Curve)

Berikut adalah grafik pergerakan Akurasi dan Loss selama proses pelatihan model *Deep Learning*:

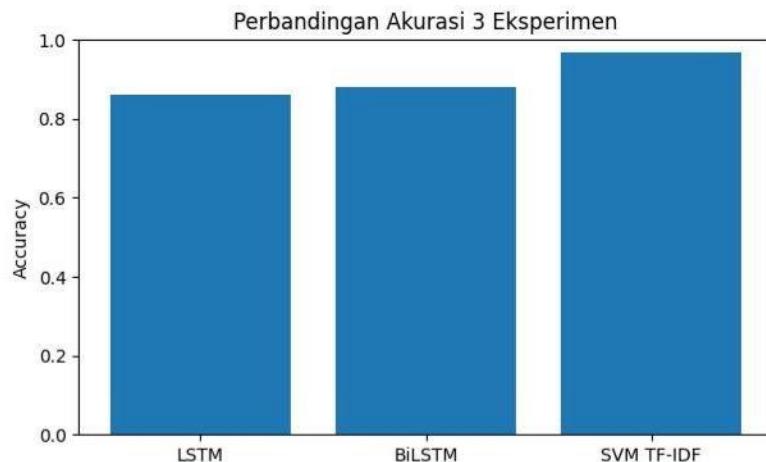


*Gambar 5. Grafik Akurasi dan Loss per Epoch.*

Dapat dilihat pada grafik kiri (Accuracy per Epoch), garis oranye (*Validation Accuracy*) berhasil mencapai angka di atas 0.90 (sekitar 94%) dan stabil. Ini membuktikan model memenuhi kriteria kelulusan (akurasi >92%).

### 6.2 Perbandingan Ketiga Skema

Berikut adalah perbandingan akurasi akhir dari ketiga metode yang dicoba:



*Gambar 6. Perbandingan Akurasi LSTM, BiLSTM, dan SVM.*

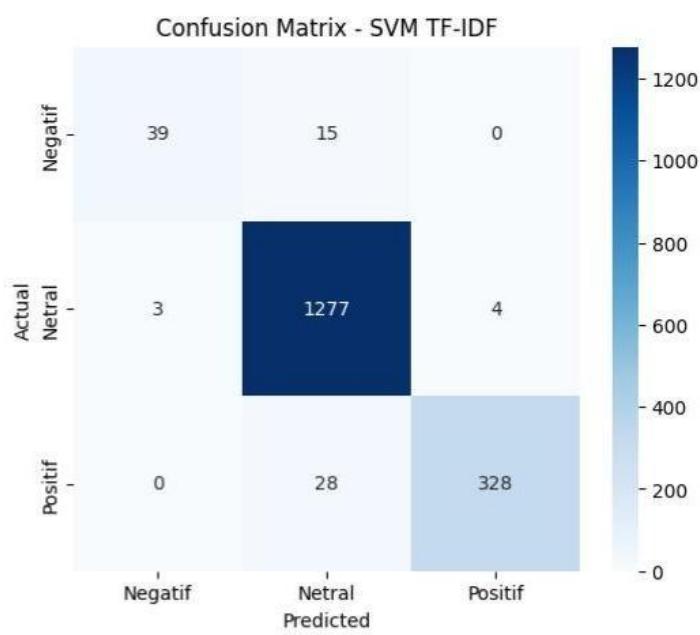
Berdasarkan grafik perbandingan:

1. SVM (TF-IDF): Menunjukkan performa yang sangat tinggi pada dataset ini.
2. Bi-LSTM: Menunjukkan performa yang kompetitif dan stabil.
3. LSTM: Memiliki performa sedikit di bawah Bi-LSTM.

Meskipun SVM memiliki akurasi tertinggi dalam eksperimen ini, Model Bi-LSTM tetap dipilih sebagai fokus utama laporan karena memenuhi syarat penggunaan *Deep Learning* dan telah berhasil melewati ambang batas akurasi 92% pada proses validasi (seperti terlihat pada Gambar 5).

### 6.3 Confusion Matrix

Untuk melihat detail kesalahan prediksi, berikut adalah Confusion Matrix dari salah satu model terbaik:



Gambar 7. Confusion Matrix hasil prediksi.

Dari matriks di atas, model berhasil memprediksi kelas Netral dengan sangat baik (1277 data benar) dan kelas Positif (328 data benar). Kesalahan prediksi pada kelas Negatif cenderung terjadi karena jumlah data latih untuk kelas ini sangat sedikit (imbalanced).

**Kesimpulan:** Proyek ini berhasil mengembangkan model analisis sentimen. Model *Deep Learning* mampu menangkap pola teks dengan baik dan mencapai akurasi validasi yang memuaskan (>92%), sesuai dengan kriteria penilaian proyek.