

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terhadap 5.000 komentar pada video YouTube “*Dirty Vote II 03*”, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode Long Short-Term Memory (LSTM) mampu mengklasifikasikan sentimen komentar publik ke dalam kategori positif dan negatif dengan performa yang baik.

Tahapan preprocessing yang meliputi cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, dan stemming terbukti berperan penting dalam meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan proses pelatihan model. Proses ini membantu mengurangi noise, menyeragamkan bentuk kata, serta memperkecil kompleksitas kosakata sehingga model dapat mempelajari pola sentimen secara lebih efektif.

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan data uji sebanyak 933 komentar, model LSTM memperoleh tingkat akurasi sebesar  $\pm 85,53\%$ . Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sentimen dengan tingkat ketepatan yang cukup tinggi pada data teks politik berbahasa Indonesia yang bersifat tidak terstruktur dan mengandung bahasa informal.

Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat kesalahan prediksi yang kemungkinan disebabkan oleh ambiguitas kalimat, penggunaan sarkasme, atau opini yang mengandung sentimen campuran.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan deep learning berbasis LSTM efektif digunakan untuk menganalisis sentimen komentar YouTube pada isu politik, serta mampu memberikan gambaran mengenai kecenderungan opini publik terhadap topik yang dibahas dalam video tersebut.

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian berikutnya dapat menambahkan kategori sentimen netral agar analisis lebih komprehensif dan mencerminkan distribusi opini yang lebih realistis.
2. Penggunaan model yang lebih kompleks seperti Bidirectional LSTM atau model berbasis transformer seperti BERT dapat dibandingkan untuk melihat peningkatan performa klasifikasi.
3. Proses pelabelan data dapat melibatkan lebih dari satu anotator guna meningkatkan validitas dan mengurangi subjektivitas dalam pemberian label.
4. Penelitian selanjutnya dapat memperluas sumber data, tidak hanya dari YouTube, tetapi juga dari platform media sosial lain seperti Twitter atau Instagram untuk memperoleh gambaran opini publik yang lebih luas.

5. Evaluasi model dapat dilengkapi dengan analisis tambahan seperti pengukuran bias kelas dan penggunaan teknik penyeimbangan data apabila distribusi sentimen tidak seimbang.

Dengan pengembangan tersebut, diharapkan penelitian di bidang analisis sentimen politik berbasis deep learning dapat memberikan kontribusi yang lebih optimal dalam memahami dinamika opini publik di ruang digital.