

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan bahwa model *IndoBERTweet* yang telah dioptimalkan secara signifikan mengungguli *Support Vector Machine (SVM)* dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap pembangunan Ibu Kota Negara (IKN) di platform X. Hal ini tercermin dari capaian akurasi *IndoBERTweet* sebesar 89,17% dan skor F1 makro 0,77, yang lebih tinggi dibandingkan dengan *SVM* yang hanya memperoleh akurasi 83,59% dan F1 makro 0,62. Perbedaan ini menegaskan keunggulan *IndoBERTweet* dalam menangani distribusi data yang tidak seimbang tantangan umum pada data media sosial.

Secara spesifik, *IndoBERTweet* mampu mengklasifikasikan sentimen minoritas dengan lebih baik, mencatatkan *F1-score* 0,79 untuk kelas *Positif* dan 0,57 untuk *Negatif*. Sebaliknya, *SVM* hanya mencapai 0,63 untuk kelas *Positif* dan 0,32 untuk *Negatif*, menunjukkan bias terhadap kelas mayoritas. Ini menunjukkan bahwa arsitektur Transformer seperti *IndoBERTweet*, yang memahami konteks kalimat, jauh lebih cocok untuk menangani teks tidak baku dan penuh variasi seperti di media sosial berbeda dengan *SVM* yang hanya mengandalkan frekuensi kata (TF-IDF).

Dengan mempertimbangkan hasil evaluasi, kemampuan mengatasi ketimpangan kelas, dan fleksibilitas arsitektur, *IndoBERTweet* yang telah di-*fine-tune* terbukti menjadi pendekatan paling efektif untuk analisis sentimen pada isu IKN. Penelitian ini merekomendasikan penggunaan model Transformer seperti *IndoBERTweet* untuk memahami opini publik secara lebih akurat dan relevan bagi para pengambil kebijakan.

5.2 Saran

Setelah menyelesaikan penyusunan penelitian ini, penulis memberikan beberapa saran sebagai berikut:

1. Prioritaskan Pelabelan Manual: Untuk meningkatkan akurasi *ground truth*, disarankan untuk beralih ke proses pelabelan yang sepenuhnya

manual, karena mampu menangkap nuansa dan konteks yang sering terlewat oleh sistem otomatis.

2. Terapkan Validasi Silang K-Fold: Untuk evaluasi yang lebih stabil dan tidak bergantung pada satu pembagian data, metode validasi silang seperti *K-Fold Cross-Validation* direkomendasikan dibandingkan pembagian data tunggal.
3. Perluas Representasi Fitur dengan Embedding Kontekstual: Alih-alih mengandalkan *TF-IDF*, penggunaan embedding seperti *BERT* akan memberikan pemahaman kata yang lebih dalam karena mempertimbangkan konteks kalimat.
4. Analisis Kesalahan Model: Analisis prediksi yang keliru terutama dalam kasus sarkasme atau kalimat ambigu bisa memberi insight penting untuk menyempurnakan model di masa mendatang.

