

BAB 5

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh sejumlah simpulan utama sebagai berikut:

1. Sistem U-Tapis terbukti mampu melakukan deteksi dan koreksi terhadap kesalahan penggunaan tanda baca secara otomatis dengan memanfaatkan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM). Proses ini mencakup tahapan penting seperti pengumpulan data, praproses teks dengan teknik variasi serta penggunaan *dot product*, hingga pelatihan model berbasis LSTM.
2. Berdasarkan hasil pencarian acak (Random Search) yang ditampilkan dalam Tabel 4.3, konfigurasi terbaik untuk mendeteksi kesalahan tanda baca menggunakan RNN sederhana adalah sebagai berikut: model dimulai dengan layer Embedding berdimensi 32 untuk memetakan hingga 5.000 kata, diikuti oleh layer SimpleRNN pertama dengan 96 unit, dropout sebesar 0,1, dan recurrent_dropout sebesar 0. Selanjutnya, layer SimpleRNN kedua memiliki 32 unit dengan masing-masing dropout dan recurrent_dropout sebesar 0,1. Dua layer Dense digunakan secara berturut-turut: yang pertama dengan 64 unit dan dropout=0,4, diikuti oleh layer kedua dengan 24 unit dan dropout=0,3. Layer akhir adalah Dense (1) dengan fungsi aktivasi sigmoid untuk tugas klasifikasi biner. Model ini dilatih menggunakan Adam optimizer dengan learning rate sebesar 0,0001.
3. Sementara itu, konfigurasi paling optimal berdasarkan hasil Random Search untuk model berbasis LSTM (Tabel 4.7) melibatkan penggunaan layer Embedding berdimensi 64, diikuti oleh layer LSTM pertama dengan 64 unit, dropout=0,5, dan recurrent_dropout=0,4. Layer berikutnya adalah LSTM kedua dengan 96 unit dan nilai dropout serta recurrent_dropout masing-masing sebesar 0,2. Dua layer Dense kemudian ditambahkan: pertama dengan 16 unit dan dropout=0,4, kemudian dengan 32 unit dan dropout=0,4. Akhirnya, layer Dense (1) dengan aktivasi sigmoid digunakan untuk melakukan klasifikasi. Pelatihan dilakukan menggunakan Adam optimizer dengan learning rate sebesar 0,001.

4. Model yang dikembangkan mampu mencapai akurasi total sebesar 86%, dengan kinerja yang lebih tinggi pada kategori mayoritas (*needs_correction*) dibandingkan kategori minoritas (*no_correction*). Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam mendeteksi kesalahan tanda baca, meskipun tantangan masih ada dalam mengidentifikasi kalimat yang sudah benar.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya:

1. Peningkatan Deteksi Kalimat Benar: Mengingat model menunjukkan performa yang lebih tinggi pada kategori *needs_correction* dibandingkan *no_correction*, disarankan untuk mengembangkan pendekatan yang lebih sensitif dalam mengenali kalimat yang tidak mengandung kesalahan, misalnya dengan menambahkan mekanisme *attention* atau melakukan penyesuaian ambang klasifikasi (*threshold*) secara adaptif.
2. Ekspansi Dataset: Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, perlu dilakukan penambahan data dari berbagai jenis teks seperti artikel ilmiah, dokumen formal, dan teks opini. Dengan dataset yang lebih beragam, model diharapkan mampu mengenali pola tanda baca dari berbagai konteks penulisan.
3. Kombinasi dengan Pendekatan Berbasis Aturan: Penggabungan antara metode *deep learning* dan pendekatan berbasis aturan (*rule-based*) dapat meningkatkan ketepatan koreksi, terutama pada pola-pola khusus yang sulit ditangkap oleh model seperti kalimat langsung atau struktur majemuk.
4. Evaluasi Tambahan: Selain metrik akurasi, disarankan untuk menambahkan evaluasi menggunakan *confusion matrix*, ROC-AUC, dan visualisasi distribusi kesalahan guna mendapatkan pemahaman yang lebih menyeluruh terhadap performa model.
5. Pengembangan Antarmuka Aplikasi: Sistem koreksi tanda baca ini dapat dikembangkan lebih lanjut dalam bentuk antarmuka berbasis web atau aplikasi mobile agar dapat digunakan secara lebih luas oleh masyarakat umum.