

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan mengenai implementasi algoritma Gated Recurrent Unit (GRU) untuk prediksi suhu outlet pada reaktor nuklir, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode GRU dapat diimplementasikan untuk memprediksi suhu *outlet* reaktor nuklir melalui pendekatan *time series* dengan memanfaatkan data historis sensor termal. Proses ini dilakukan melalui tahapan pra-proses data yang ketat, penggunaan teknik *sliding window* (ukuran jendela 24 detik), dan arsitektur model yang melibatkan lapisan recurrent GRU serta *Dropout* untuk menjaga stabilitas prediksi. Keberhasilan implementasi ini juga dibuktikan dengan terciptanya *dashboard* sistem pemantauan yang mampu menyajikan prediksi suhu satu jam ke depan secara *real-time*.
2. Performa model GRU yang dibangun menunjukkan kualitas yang sangat baik, di mana model mampu mengenali pola dinamika termal pada sistem *secondary loop* tanpa gejala *overfitting*. Hal ini didukung oleh analisis residu yang menunjukkan distribusi kesalahan normal (simetris di sekitar nol) dan fluktuasi acak (*white noise*), yang berarti model telah menangkap seluruh informasi penting dari fitur input (T_A , T_C-IN , $T-CT$, $T-AIR$, dan $T-CTB IN$).
3. Tingkat keakuratan metode GRU tergolong sangat tinggi (presisi). Hal ini dibuktikan dengan perolehan skor koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,9906, yang berarti model dapat memprediksi 99,06% variasi data suhu. Selain itu, nilai kesalahan yang sangat kecil yaitu MAE sebesar 0,0255 dan RMSE sebesar 0,0334 mengonfirmasi bahwa deviasi antara nilai prediksi dan kondisi aktual sangat minimal.

5.2. Saran

Mengacu pada hasil kesimpulan di atas, terdapat beberapa rekomendasi untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar hasil yang diperoleh dapat lebih optimal, yaitu:

1. Melakukan komparasi performa prediksi dengan menerapkan variasi algoritma *Recurrent Neural Network* lainnya, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) atau *Bi-Directional* GRU. Eksperimen perbandingan ini diperlukan untuk memvalidasi secara lebih mendalam apakah arsitektur yang lebih kompleks dapat memberikan peningkatan akurasi yang signifikan, atau justru efisiensi komputasi yang dimiliki GRU tetap menjadi pilihan terbaik untuk karakteristik dataset reaktor nuklir.
2. Menerapkan teknik optimasi *hyperparameter* secara otomatis, seperti menggunakan metode *Grid Search* atau *Bayesian Optimization*. Teknik ini memungkinkan penemuan kombinasi parameter terbaik (termasuk jumlah *layer*, *learning rate*, dan jumlah neuron) secara lebih presisi dibandingkan metode *trial and error*. Selain itu, disarankan pula untuk menguji variasi *time steps* atau *window size* yang lebih beragam guna melihat pengaruh memori jangka panjang terhadap stabilitas dan akurasi prediksi model.