

Turbin gas merupakan peralatan utama di industri migas, karena bobotnya yang ringan dan kemampuannya sebagai penggerak kompresor. Namun, penurunan performa turbin gas dapat menimbulkan risiko kerugian ekonomi akibat *downtime* yang tidak terencana. Strategi perawatan yang saat ini masih bersifat reaktif perlu ditingkatkan menuju pendekatan berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) yang mampu memberikan prediksi performa turbin gas secara akurat untuk mendukung *predictive maintenance*. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan membandingkan performa dua *model deep learning*, yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU), dalam memprediksi *output engine* turbin gas menggunakan data operasional *time series*. Data yang digunakan mencakup parameter suhu, tekanan, dan laju aliran bahan bakar, yang terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing* dan *feature selection* menggunakan metode *Random Forest* dan LASSO. Model dilatih dan dievaluasi dengan kombinasi *hyperparameter tuning* berupa variasi *batch size* dan jumlah *epoch*. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik statistik MSE, RMSE, MAE, dan R^2 . Hasil penelitian menunjukkan bahwa model GRU dengan penerapan *feature selection* dan *tuning hyperparameter* menghasilkan performa terbaik, dengan nilai MSE = 23,1489, RMSE = 4,8113, MAE = 3,4259, dan $R^2 = 0,9939$, menandakan akurasi dan generalisasi yang sangat tinggi terhadap data pengujian. Model LSTM dengan pendekatan yang sama menghasilkan $R^2 = 0,9892$, dan tetap menunjukkan performa yang sangat baik. Sementara itu, model baseline *Linear Regression* menunjukkan performa terendah dengan nilai R^2 negatif, menandakan ketidaksesuaian pendekatan *linier* terhadap pola data yang kompleks dan *non-linier*. Dari aspek efisiensi waktu komputasi, model GRU juga lebih unggul dibandingkan LSTM. Pada skenario dengan *feature selection*, waktu pelatihan GRU tercatat selama 61 menit 23 detik, sedangkan LSTM membutuhkan 91 menit 27 detik. Waktu pengujian GRU juga lebih singkat yaitu 15 detik, dibandingkan LSTM yang memerlukan 18 detik. Dengan demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa *model deep learning* berbasis GRU yang dikombinasikan dengan seleksi fitur dan *tuning hyperparameter* merupakan pendekatan paling optimal untuk memprediksi *engine power* turbin gas, baik dari sisi akurasi maupun efisiensi waktu pelatihan. Namun, model LSTM juga tetap relevan untuk digunakan terutama ketika konsistensi prediksi menjadi prioritas.

Kata kunci: *deep learning, performance prediction, turbin gas, Long Short-Term Memory, Gated Recurrent Unit*

ABSTRACT

Gas turbines play a crucial role in the oil and gas industry, especially on offshore platforms, due to their lightweight construction and capability to drive compressors. However, performance degradation of gas turbines can lead to significant economic losses resulting from unplanned downtime. Current maintenance strategies are predominantly reactive, underscoring the need for artificial intelligence (AI)-based approaches that enable accurate performance prediction to support predictive maintenance. This study aims to develop and compare the performance of two deep learning models Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU) for forecasting the output shaft power of gas turbines using operational time-series data. The input data, consisting of various temperature, pressure, and fuel flow parameters, were preprocessed and subjected to feature selection using Random Forest and LASSO methods. Both models were trained and evaluated under multiple configurations, including different batch sizes and epochs, with performance assessed through Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and the coefficient of determination (R^2). Experimental results demonstrate that the GRU model, when combined with feature selection and hyperparameter tuning, achieved the best performance with an MSE of 23.1489, RMSE of 4.8113, MAE of 3.4259, and R^2 of 0.9939, indicating excellent prediction accuracy and generalization capability. The LSTM model also performed well, with an R^2 of 0.9892, albeit slightly below GRU. In contrast, the baseline linear regression model showed significantly lower accuracy, with high error values and a negative R^2 , suggesting its inadequacy for capturing the nonlinear and temporal complexities of the dataset. Regarding computational efficiency, the GRU model outperformed LSTM. For the configuration involving feature selection, GRU required 61 minutes and 23 seconds for training and 15 seconds for testing, while LSTM took 91 minutes and 27 seconds for training and 18 seconds for testing. In conclusion, the GRU model, enhanced with feature selection and hyperparameter optimization, is the most optimal and efficient approach for predicting gas turbine output shaft power. Nonetheless, the LSTM model remains a competitive alternative when prediction consistency is of higher importance.

Keywords: Performance prediction, deep learning, gas turbine, Long Short-Term Memory, Gated Recurrent Unit