

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Mesin turbofan merupakan komponen utama pada pesawat terbang yang menghasilkan daya dorong dan beroperasi pada tekanan serta suhu yang sangat tinggi [1]. Kondisi operasional tersebut menyebabkan komponen-komponen mesin mengalami degradasi secara bertahap seiring bertambahnya siklus operasi [1]. Dalam penelitian ini, degradasi pada komponen High-Pressure Compressor (HPC) dianalisis menggunakan data sensor untuk mengestimasi Remaining Useful Life (RUL) [1]. Estimasi RUL yang akurat mendukung penerapan predictive maintenance sehingga dapat mengurangi downtime, menekan biaya pemeliharaan, dan meningkatkan keselamatan operasional penerbangan [1].

Remaining Useful Life (RUL) merupakan salah satu parameter kesehatan mesin yang paling penting dalam manajemen pemeliharaan modern, khususnya pada industri penerbangan yang menuntut tingkat keselamatan dan keandalan operasional yang sangat tinggi. Kegagalan mesin turbofan diketahui menjadi salah satu penyebab utama kegagalan mekanis pada sistem pesawat terbang [2, 3]. Dalam konteks tersebut, riset prognostik berkembang sebagai cabang utama dalam kerangka Prognostics and Health Management (PHM) yang berfokus pada estimasi sisa umur operasional suatu komponen sebelum mencapai kondisi kegagalan atau End of Life (EOL) [3]. Estimasi RUL memungkinkan sistem pemeliharaan mendeteksi potensi kegagalan lebih dini berdasarkan data historis dan kondisi operasional mesin saat ini [3, 4]. Informasi sisa umur pakai yang akurat menjadi sangat penting karena dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan pemeliharaan untuk meningkatkan keandalan sistem sekaligus mengurangi risiko kegagalan operasional [4, 5]. Selain itu, urgensi penelitian pada bidang ini semakin meningkat mengingat biaya pemeliharaan di sektor transportasi dan industri dapat mencapai 15% hingga 70% dari total biaya produksi perusahaan [6]. Oleh karena itu, optimalisasi rutin pemeliharaan berdasarkan kondisi aktual komponen sangat krusial untuk mencegah kegagalan katastrofik dan meminimalkan waktu henti mesin (*unplanned downtime*) [3]. Kompleksitas mekanisme kegagalan mesin turbofan serta tingginya risiko keselamatan yang menyertainya menjadikan topik prediksi RUL pada mesin ini sebagai area riset yang sangat relevan untuk

dikembangkan, khususnya melalui pendekatan berbasis data yang dapat diakses secara terbuka tanpa memerlukan data operasional rahasia dari maskapai maupun fasilitas perawatan pesawat [3].

Strategi pemeliharaan konvensional seperti pemeliharaan preventif sering kali tidak efisien dan menyebabkan pemborosan biaya karena penggantian suku cadang fungsional dilakukan hanya berdasarkan jadwal tetap tanpa mempertimbangkan kondisi fisik dinamis mesin [6, 7]. Sebagai solusinya, pemeliharaan prediktif memanfaatkan data operasional yang diekstraksi dari infrastruktur *Industrial Internet of Things* (IIoT) guna memantau kesehatan aset secara real-time melalui berbagai parameter sensor seperti getaran dan suhu [7, 5]. Pemodelan data sensor multivariat melalui algoritma *Machine Learning* (ML) memungkinkan penanganan hubungan non-linear yang kompleks pada mesin jet tanpa memerlukan pemodelan fisik yang mahal, rumit, dan memakan waktu [2, 8]. Pendekatan berbasis data ini mengoptimalkan prosedur pemeliharaan untuk memperpanjang siklus hidup peralatan sekaligus memastikan efisiensi operasional yang berkelanjutan [7].

Data sensor mesin turbofan pada dataset NASA C-MAPSS FD-001 merupakan data deret waktu (*time-series*) *multivariat* yang merepresentasikan perubahan berbagai parameter fisik mesin secara kontinu selama siklus operasional berlangsung [2, 9]. Dataset ini banyak digunakan dalam riset prognostik, yaitu cabang utama dalam kerangka *Prognostics and Health Management* (PHM) yang berfokus pada estimasi sisa umur operasional atau Remaining Useful Life (RUL) sebelum sistem mencapai kondisi kegagalan *End of Life* (EOL) [2, 9]. Dalam konteks prediksi RUL, ketergantungan temporal (*Temporal Dependency*) menjadi karakteristik yang sangat fundamental karena kondisi kesehatan mesin pada suatu siklus tidak dapat dipandang secara independen, melainkan dipengaruhi oleh riwayat operasional pada siklus-siklus sebelumnya [10, 11]. Hal ini disebabkan oleh sifat pola keausan pada komponen mesin jet yang tidak terjadi secara instan, melainkan berkembang secara akumulatif dan non-linear akibat beban kerja, panas, dan tekanan yang diterima sepanjang riwayat operasionalnya [2, 12]. Akibatnya, model pembelajaran mesin konvensional yang mengasumsikan independensi antar data (*non-sequential models*) sering kali mengalami kesulitan dalam menangkap dinamika degradasi yang kompleks pada data sensor deret waktu [5, 13].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM) banyak digunakan karena kemampuannya dalam memodelkan data sekuensial dengan ketergantungan jangka panjang (*long-term dependency*) [11, 14].

LSTM dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* yang umum terjadi pada Recurrent Neural Network (RNN) konvensional, yaitu kondisi ketika nilai gradien menjadi sangat kecil selama proses pelatihan sehingga model kesulitan mempertahankan informasi dari urutan waktu sebelumnya [13]. Keunggulan utama LSTM terletak pada keberadaan *memory cell* yang berfungsi menyimpan informasi historis dalam jangka panjang selama proses pembelajaran berlangsung. Aliran informasi di dalam jaringan diatur melalui *gating mechanism* yang terdiri dari *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* [10]. *Forget gate* berfungsi menentukan informasi historis yang perlu dipertahankan atau dibuang, *input gate* menyeleksi informasi baru yang relevan untuk disimpan ke dalam memori, sedangkan *output gate* mengatur informasi yang diteruskan ke proses prediksi pada langkah waktu berikutnya [10]. Melalui mekanisme ini, LSTM mampu mempertahankan pola degradasi yang relevan meskipun data sensor mengandung fluktuasi *noise*, sehingga lebih sesuai untuk memodelkan perubahan kondisi kesehatan mesin turbofan secara bertahap pada prediksi RUL [9].

Manajemen risiko konvensional sering kali menganggap semua kesalahan prediksi setara, namun operasional industri penerbangan memiliki risiko asimetris di mana dampak kesalahan estimasi sangat bergantung pada arah penyimpangannya apakah estimasi terlambat atau terlalu dini [1, 15]. Prediksi RUL yang terlalu lama (*overestimate*) meningkatkan risiko keterlambatan pemeliharaan, sedangkan prediksi yang terlalu dini hanya berakibat pada pemborosan biaya pemeliharaan [1]. Penggunaan metrik simetris seperti *Root Mean Square Error* (RMSE) dinilai kurang memadai karena memberikan bobot penalti yang sama tanpa mempertimbangkan arah kesalahan yang membahayakan keamanan operasional [9]. Oleh karena itu, skripsi ini menerapkan *Scoring Function* (SF) yang memberikan penalti eksponensial lebih berat pada keterlambatan prediksi guna mengevaluasi performa model pada kondisi risiko operasional yang bersifat asimetris.

Objektif utama penelitian ini adalah mengevaluasi kemampuan arsitektur LSTM dalam memprediksi RUL mesin turbofan menggunakan dataset NASA C-MAPSS FD001 melalui perbandingan dengan beberapa model lainnya, yaitu *Random Forest* (RF), *Support Vector Regression* (SVR), dan *Multi-Layer Perceptron* (MLP) [3, 8]. Studi komparatif ini dilakukan untuk menganalisis apakah kapasitas memori temporal pada LSTM benar-benar memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan algoritma lainnya [6, 16]. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik RMSE dan SF [6, 1]. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan analisis komparatif terhadap performa

model prediksi RUL dengan mempertimbangkan evaluasi kesalahan yang bersifat asimetris.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan sebelumnya, maka rumusan masalah yang diangkat adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana kinerja model Single-Layer LSTM dalam memprediksi *Remaining Useful Life* (RUL) mesin turbofan pada dataset NASA C-MAPSS FD001 menggunakan pendekatan *Piece-wise Linear Degradation* dengan RUL maksimum 125 siklus, diukur berdasarkan metrik RMSE dan SF?
2. Bagaimana performa dan perbandingan model Machine Learning dalam memprediksi RUL berbasis data sensor berdasarkan metrik SF dan RMSE?

1.3 Batasan Permasalahan

1. Penelitian ini menggunakan dataset NASA C-MAPSS yang berisi data sensor mesin turbin pesawat bersifat *multivariat* dan time-series, tanpa melibatkan dataset atau domain lain.
2. Penelitian difokuskan pada prediksi *Remaining Useful Life* (RUL) dalam konteks *Predictive Maintenance*, tanpa membahas klasifikasi atau diagnosis kegagalan spesifik.
3. Pendekatan yang digunakan bersifat *data-driven* berbasis *Machine Learning*, tanpa menerapkan model fisik atau analisis mekanisme kegagalan mesin.
4. Model pembandingan dibatasi secara spesifik pada Random Forest (RF), Support Vector Regression (SVR), dan Multi-Layer Perceptron (MLP).
5. Evaluasi performa model difokuskan pada penggunaan Scoring Function (SF) sebagai metrik utama, dengan RMSE digunakan sebagai metrik pendukung.
6. Pelabelan target RUL menggunakan pendekatan *Piece-wise Linear Degradation Model* dengan nilai $RUL_{max} = 125$.

7. Penelitian ini tidak mencakup implementasi *real-time*, maupun integrasi dengan perangkat keras atau sistem industri.
8. Analisis difokuskan pada performa prediksi model tanpa validasi langsung di lingkungan industri nyata.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun Tujuan Penelitian yang didapatkan dari rumusan masalah yang telah ditetapkan sebelumnya, adalah:

1. Membangun dan mengevaluasi model Single-Layer LSTM untuk prediksi RUL mesin turbofan menggunakan dataset NASA C-MAPSS FD001 dengan pelabelan target Piece-wise Linear Degradation ($RUL_{max} = 125$), serta mengukur kinerjanya menggunakan metrik RMSE dan SF.
2. Membandingkan kinerja model Single-Layer LSTM dengan model Random Forest, SVR, dan MLP dalam konteks mitigasi risiko asimetris prediksi RUL, khususnya membuktikan keunggulan LSTM dalam meminimalkan nilai SF sebagai representasi penalti prediksi terlambat pada data time-series.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat seperti berikut:

1. Memberikan referensi mengenai pentingnya evaluasi asimetris dalam riset prognostik untuk menghindari kesalahan fatal akibat keterlambatan pemeliharaan.
2. Menjadi rujukan dalam menentukan strategi pelabelan data (Piece-wise) yang paling efektif untuk dataset sensor berskala besar guna meningkatkan keandalan sistem pemeliharaan prediktif.
3. Menyediakan analisis komparatif performa beberapa model Machine Learning dalam konteks prediksi RUL, yang dapat memperkaya literatur di bidang pemeliharaan berbasis data.