

Analisis Survival Dataset Turbofan NASA dengan Metode *Cox Proportional Hazard*

Erwina Yolavania¹, Najla Dhia Rusydi², Fauziah
Hamidah Al Hanief³, Cindashany Prijantika⁴

¹(164221037) Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi
Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga,
Surabaya

²(164221043) Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi
Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga,
Surabaya

³(164221055) Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi
Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga,
Surabaya

⁴(164221057) Teknologi Sains Data, Fakultas Teknologi
Maju dan Multidisiplin, Universitas Airlangga,
Surabaya

Abstract—Penelitian ini berfokus pada analisis survival untuk memprediksi *Time to Failure* komponen mesin turbofan pesawat menggunakan dataset C-MAPSS dari NASA. Meningkatnya kompleksitas sistem penerbangan modern dan tuntutan keselamatan yang lebih tinggi mendorong kebutuhan akan prediksi *Time to Failure* yang lebih akurat. Dataset C-MAPSS menyediakan data sensor multivariat yang merekam parameter operasional dan kondisi degradasi mesin dalam berbagai skenario. Meskipun berbagai model prediktif telah dikembangkan, masih terdapat tantangan dalam mengintegrasikan kompleksitas data sensor multivariat dengan model analisis survival yang handal, terutama terkait keterbatasan pendekatan tradisional, seperti uji *Kaplan-Meier*, uji *log-rank*, dan uji *Cox Proportional Hazard* dalam menangkap non-linearitas dan interaksi kompleks dalam data.

Keywords—Survival, Turbofan, cox regression,

I. INTRODUCTION

Dalam beberapa dekade terakhir, pemeliharaan prediktif dan manajemen masa pakai sistem propulsi pesawat terbang telah menjadi fokus utama di industri penerbangan [1]. Seiring meningkatnya kompleksitas sistem penerbangan modern dan tuntutan keselamatan yang lebih tinggi, kebutuhan akan prediksi akurat tentang *Time To Failure* (TTF) komponen

mesin turbofan menjadi semakin krusial [2]. Dalam konteks ini, analisis survival menyediakan kerangka kerja yang handal untuk memahami dan memprediksi waktu menuju kegagalan mesin turbofan.

Sebagai jantung sistem propulsi pesawat modern, mesin turbofan merupakan sistem kompleks dengan berbagai komponen yang berinteraksi secara dinamis [3]. penurunan performa atau kondisi komponen-komponen tersebut dipengaruhi oleh berbagai faktor operasional dan lingkungan mencakup suhu, tekanan, kecepatan rotasi, dan kondisi atmosfer. Pemahaman mendalam tentang proses ini menjadi sangat penting untuk mengestimasi waktu hingga kegagalan (*Time to Failure*) dengan lebih akurat, sehingga jadwal pemeliharaan dapat dioptimalkan untuk mencegah kegagalan yang tidak terduga [4].

NASA, melalui *Prognostics Center of Excellence*, telah mengembangkan dataset *Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation* (C-MAPSS) untuk mensimulasikan degradasi mesin turbofan dalam berbagai kondisi operasional [1, 2]. Dataset ini kemudian menjadi standar acuan dalam komunitas penelitian prognostik dan manajemen kesehatan sistem (PHM - *Prognostics and Health Management*) [3]. C-MAPSS menyediakan data sensor multivariat yang merekam berbagai parameter operasional dan kondisi degradasi mesin, sehingga memungkinkan peneliti mengembangkan dan memvalidasi model prediktif [5].

Meskipun berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk analisis survival mesin turbofan, tantangan signifikan masih ditemui dalam mengintegrasikan kompleksitas data sensor multivariat dengan model prediktif yang handal. Teknik-teknik tradisional seperti uji *Kaplan-Meier*, uji *log-rank*, dan uji *Cox Proportional Hazard* memiliki keterbatasan dalam menangkap non-linearitas dan interaksi kompleks dalam data sensor.

II. LITERATURE REVIEW

Pada bagian ini, kami meninjau secara singkat mengenai berapa lama mesin pesawat akan mencapai masa kematiannya menggunakan teknik tradisional perhitungan survival analisis

A. Proses Degradasi Mesin Pesawat

Penurunan kinerja peralatan mekanis dibagi menjadi dua jenis tipe *wear type of lifetime* dan *non wear of lifetime*. Kinerja tipe yang pertama akan menurun secara permanen karena penggunaan tanpa perawatan yang efektif. Penurunan kinerja jenis yang terakhir tidak ada hubungannya dengan waktu penggunaan, dan yang secara umum ditunjukkan sebagai kegagalan acak [6].

B. Prognostics and Health Management (PHM)

Sistem kontrol di masa depan akan mencakup sistem prognostik dan pemantauan kesehatan (PHM) waktu nyata untuk mendeteksi dan mengisolasi kesalahan, untuk menghasilkan peringatan pilot, untuk tren dan memperkirakan kesehatan jalur gas dan subsistem, dan untuk melakukan perhitungan umur dan kerusakan. Sasaran sistem masa depan adalah menjauh dari pemeliharaan terjadwal menuju pemeliharaan berbasis kondisi. Mesin penilaian kesehatan mesin juga dapat

¹Corresponding Author:

Author's First name and Family name

Author's Affiliation, Affiliation address, Country

Author's email

memungkinkan sistem kontrol cerdas yang mampu melakukan konfigurasi ulang kontrol untuk bereaksi terhadap pertempuran kerusakan [7].

C. Kurva Kaplan Meier

Kurva Kaplan-Meier didefinisikan sebagai probabilitas untuk bertahan hidup dalam jangka waktu tertentu dengan mempertimbangkan waktu dalam banyak interval kecil. Estimasi Kaplan-Meier disebut sebagai “estimasi batas produk”, hal ini melibatkan perhitungan probabilitas terjadinya suatu peristiwa pada titik waktu tertentu. Kelangsungan hidup pada waktu tertentu dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$St = \frac{\text{Number of subjects living the start} - \text{Number of subjects died}}{\text{Number of subjects living at the start}}$$

Untuk setiap interval waktu, probabilitas kelangsungan hidup dihitung sebagai jumlah subjek yang bertahan hidup dibagi dengan jumlah mesin yang berisiko. Subjek yang telah mati, keluar, atau pindah tidak dihitung sebagai “berisiko” yaitu, subjek yang hilang adalah dianggap “disensor” dan tidak dihitung dalam penyebut [9].

D. Log Rank

Uji Log Rank merupakan uji yang digunakan untuk membandingkan kurva survival dalam grup yang berbeda. Dengan hipotesis untuk uji Log Rank sebagai berikut :

H_0 : tidak ada satu perbedaan antar kurva survival

H_1 : paling sedikit ada satu perbedaan antar kurva survival

Statistik uji yang digunakan dalam Log Rank terbagi menjadi uji Log Rank dua grup dan uji Log Rank lebih dari dua grup. Statistik uji untuk uji Log Rank dua grup adalah sebagai berikut :

Log Rank Statistics : $(O_i - E_i)^2 / \text{Var}(O_i - E_i)$

Statistik uji untuk uji Log Rank lebih dari dua grup adalah sebagai berikut :

Log Rank Statistics : $d'v^{-1}d$

Hipotesis H_0 akan ditolak, jika nilai p-value kurang dari α atau Log Rank statistics $\approx \chi^2$ hitung lebih besar dari $\chi^2_{\alpha, df}$ dengan derajat bebas sama dengan G-1 [10].

E. Cox Proportional Hazard Model

Model Cox Proportional Hazard adalah model regresi yang biasa digunakan oleh untuk menentukan hubungan antara waktu kelangsungan hidup subjek. Model COX dapat digunakan untuk mengidentifikasi bagaimana faktor-faktor yang berbeda dalam kumpulan data mempengaruhi kejadian yang diminati. Fungsi hazard yang digunakan untuk menghitung COX adalah :

$$h(t) = h_0 \cdot e^{(b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_n \cdot x_n)}$$

Dimana t adalah waktu survival $h(t)$ adalah fungsi hazard, (x_1, x_2, \dots, x_n) adalah variabel-variabel, dan (b_1, b_2, \dots, b_n) adalah koefisien regresi dari variabel-variabel tersebut. Nilai ebi dikenal sebagai rasio bahasa (hazard ratio / HR), dan digunakan untuk mengukur pengaruh variabel. $HR = 1 \Rightarrow$ tidak ada pengaruh, $HR \leq 1 \Rightarrow$ penurunan risiko, $HR > 1 \Rightarrow$ peningkatan risiko [11].

F. Proportional Hazard Test

Metode pengujian asumsi proportional hazard (PH) dalam model regresi Cox sering digunakan untuk menganalisis data survival. Dengan memiliki asumsi utama bahwa model ini adalah rasio hazard antara dua individu bersifat konstan seiring waktu, dikenal sebagai asumsi proportionality of hazard dengan rumus utama yaitu :

$$R_j = Z_j(t) - Z^*(t),$$

$Z_j(t)$ = Nilai kovariat untuk individu j pada waktu kejadian t

$Z^*(t)$ = Nilai rata-rata kovariat tertimbang oleh fungsi risiko (weight based on hazard)

Dengan tes ini diperuntukan untuk asumsi proporsionalitas biasanya menggunakan uji regresi untuk R_j terhadap waktu t . Korelasi signifikan menunjukkan pelanggaran asumsi PH [12].

III. METHODOLOGY

A. Sumber data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data yang diperoleh secara sekunder melalui website *NASA's Open Data Portal* yang digunakan untuk pemodelan degradasi aset. Simulasi degradasi mesin dilakukan dengan menggunakan *Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation (C-MAPSS)*. Empat subset data *time series* multivariat yang berbeda disimulasikan di bawah kombinasi kondisi operasional dan mode gangguan yang berbeda dan merekam beberapa saluran sensor untuk karakterisasi evolusi gangguan pada mesin.

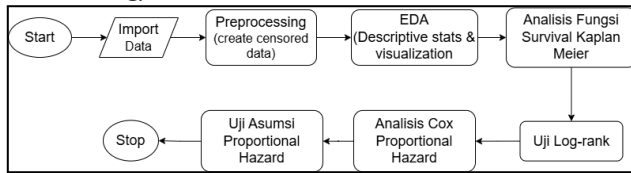
Setiap set data berasal dari mesin yang berbeda, data dapat dianggap berasal dari suatu armada mesin dengan tipe yang sama. Setiap mesin dimulai dengan tingkat kerusakan awal yang berbeda dan variasi produksi yang tidak diketahui oleh pengguna. Kerusakan dan variasi ini dianggap normal, yaitu tidak dianggap sebagai kondisi kerusakan. terdapat tiga pengaturan operasional yang memiliki efek substansial pada kinerja mesin. Pengaturan ini juga disertakan dalam data. Pada awal dari setiap set data, mesin beroperasi secara normal dan akan mengalami gangguan pada suatu titik selama masa observasi.

Subset data yang dianalisis pada penelitian ini adalah subset FD002, dengan 260 mesin yang berbeda. Mesin-mesin ini beroperasi pada enam kondisi operasional dan memiliki mode kerusakan berupa *HPC degradation*.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Nama Variabel	Tipe Data	Keterangan
machine_id	numerik	Nomor mesin
cycle	numerik	Waktu, dalam siklus
operational_setting_3	kategorik	Daya dorong turbofan
sensor_4 (T50)	numerik	Temperatur total pada LPT outlet (°R)
sensor_8 (Nf)	numerik	Kecepatan kipas secara fisik (rpm)
sensor_11(Ps3)	numerik	Tekanan statis pada HPC outlet (psia)
sensor_14 (NRc)	numerik	Kecepatan inti setelah dikoreksi (rpm)
sensor_16 (farB)	kategorik	Rasio bahan pembakar-udara

B. Methodology



Gambar 1. Flowchart Tahap Penelitian

Dengan menggunakan dataset C-MAPSS, berikut merupakan langkah-langkah analisis data yang dilakukan:

1. Data Preprocessing

Dataset yang digunakan bukanlah data yang memiliki observasi *right censored*. Maka, untuk mendapatkan observasi tersebut, siklus maksimum hingga mesin rusak pada setiap mesin harus diketahui dan batas akhir waktu pengamatan harus diasumsikan. Pada penelitian ini, batas akhir waktu diasumsikan sebagai siklus ke-200, maka jika terjadi kerusakan pada mesin setelah siklus ke-200, data akan dianggap sebagai data tersensor kanan. Keterangan data tersensor dan tidak akan dimasukkan ke dalam kolom status pada dataset dengan keterangan 1 sebagai data tidak tersensor dan 0 sebagai data tersensor.

2. Exploratory Data Analysis (EDA)

Tahap EDA bertujuan untuk mengetahui informasi dari data secara umum seperti nilai statistika deskriptif maupun distribusi dari setiap data yang ada. Proses *exploratory data analysis* dilakukan menggunakan python dengan bantuan library *matplotlib* dan *seaborn*.

3. Analisis Fungsi Survival Kaplan Meier

Kaplan Meier Estimator dibangun dengan menghitung peluang observasi yang tidak mengalami kejadian pada setiap waktu. Analisis fungsi survival Kaplan Meier dilakukan dengan bantuan python menggunakan library *lifelines* dan *numpy*, serta *matplotlib* untuk membantu proses visualisasi.

4. Uji Log-rank

Setelah melakukan uji Kaplan Meier, diperlukan uji statistik lebih lanjut untuk memastikan perbedaan distribusi yang telah dilakukan dapat dikatakan sama atau berbeda secara signifikan. Uji *log-rank* dilakukan dengan menggunakan python dengan bantuan library *scikit-survival*.

5. Analisis Cox Proportional Hazard (CoxPH)

Untuk mengetahui hubungan antara waktu hingga terjadinya event (*time to failure*) dapat menggunakan

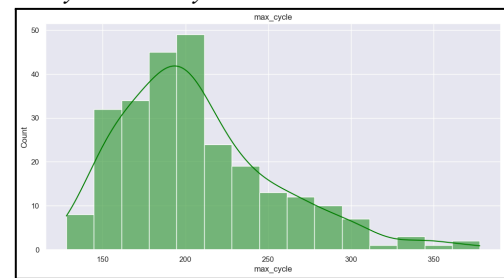
uji *Cox Proportional Hazard*. Model CoxPH merupakan model semi-parametrik yang digunakan untuk memprediksi nilai hazard rate. Uji CoxPH dilakukan dengan bantuan software SPSS.

6. Uji Asumsi Proportional Hazard

Setelah mendapat model CoxPH, dilakukan uji asumsi *proportional hazard* untuk memastikan bahwa asumsi utama model terpenuhi. Asumsi *proportional hazard* menyatakan bahwa *hazard ratio* antara kelompok atau individu adalah konstan sepanjang waktu. Dalam kata lain, efek variabel prediktor terhadap *hazard ratio* tidak berubah seiring berjalannya waktu. Uji ini dilakukan menggunakan software Rstudio dengan bantuan library *survival*.

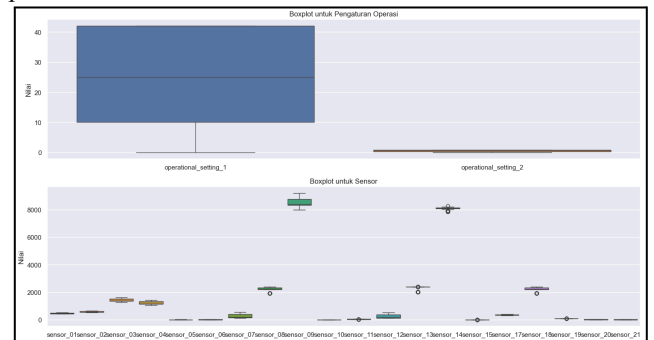
IV. RESULTS AND DISCUSSION

A. Exploratory Data Analysis



Gambar 2. Distribui max_cycle

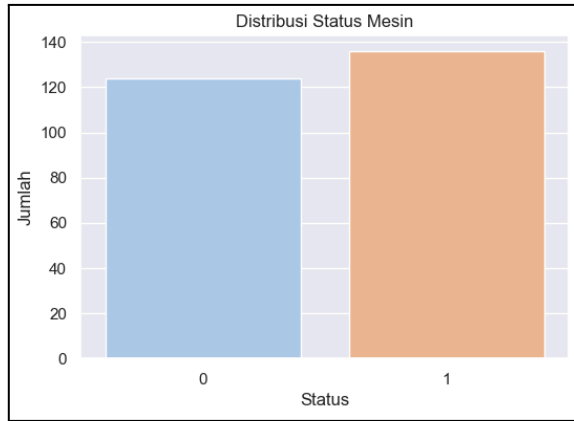
Pada Gambar 2. grafik menunjukkan bahwa distribusi *max_cycle* pada dataset turbofan memiliki struktur *right-skewed* dengan puncak sekitar 200 siklus. Range data berada antara 128 hingga 378 siklus. Mayoritas mesin memiliki *max_cycle* antara 150-250 siklus sementara mesin dengan siklus diatas 300 jumlahnya relatif sedikit. Pola distribusi ini mengindikasi bahwa umumnya mesin turbofan memiliki umur operasional sekitar 200 siklus, meski beberapa unit mampu beroperasi lebih dari 350 siklus. Variasi yang cukup besar dalam umur operasional ini menunjukkan adanya perbedaan ketahanan antar unit mesin, informasi yang dapat dimanfaatkan untuk perencanaan maintenance dan prediksi umur mesin.



Gambar 3. Box Plot Aspek Pengukuran

Gambar 3. menampilkan dua aspek pengukuran dalam dataset ini, yaitu pengukuran operasi dan pembacaan sensor. Pada pengukuran operasi, *operational_setting_1* menunjukkan variasi yang signifikan (10-40), sementara *operational_setting_2* cenderung konstan. Dari 21 sensor yang diukur, *sensor_07* dan *sensor_12* mencatat nilai

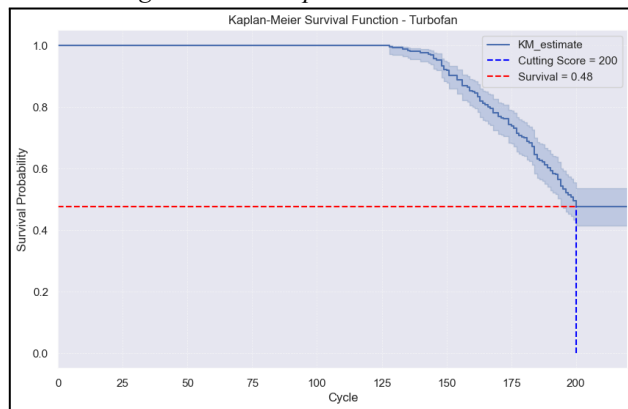
tertinggi sekitar 8000, sedangkan mayoritas sensor lain berada di bawah 2000. beberapa sensor, yaitu sensor 05, 06, 09, 14, 19, 20, dan 21 memperlihatkan stabilitas dengan median sekitar 1500. Beberapa sensor juga menunjukkan adanya outlier. Keragaman pembacaan ini mengindikasikan karakteristik unik masing-masing sensor dan dapat digunakan untuk memahami operasi normal serta mengidentifikasi anomali pada turbofan.



Gambar 4. Status Mesin Turbofan

Gambar 4. menunjukkan distribusi status mesin turbofan dengan proporsi yang hampir seimbang antara dua kategori. Status 0 memiliki 124 unit, sementara Status 1 memiliki 136 unit. Distribusi yang hampir merata ini mengindikasikan dataset yang seimbang antara dua kondisi mesin, dimana status 0 mungkin merepresentasikan mesin dalam kondisi yang memerlukan perhatian atau maintenance. Keseimbangan ini sangat berguna untuk analisis prediktif karena tidak ada bias yang signifikan terhadap salah satu status.

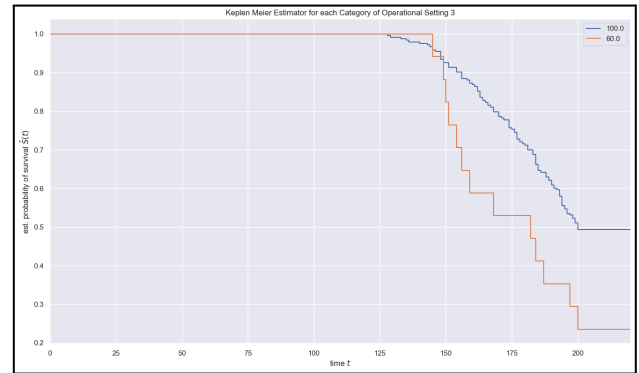
B. Analisis Fungsi Survival Kaplan Meier



Gambar 5. Kurva Kaplan-Meier

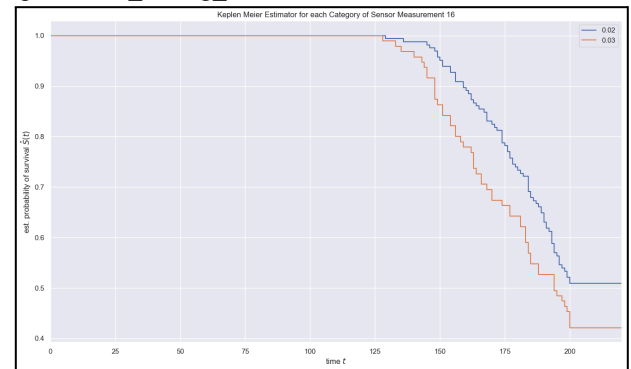
kurva Kaplan-Meier yang ditunjukkan pada Gambar 5, menggambarkan probabilitas survival mesin turbofan sepanjang siklus operasinya. Probabilitas survival tetap stabil di angka 1.0 hingga siklus ke-125, menunjukkan tidak adanya kegagalan mesin dalam periode tersebut. Setelah siklus ke-125, kurva mulai menurun secara perlahan, menandakan bahwa mesin mulai mengalami kegagalan, dengan penurunan probabilitas survival yang lebih signifikan. Hingga akhir penelitian, probabilitas survival mencapai 0.48, yang berarti 48% mesin turbofan masih beroperasi dengan baik, sementara 52% lainnya

telah mengalami kegagalan. Penurunan ini mencerminkan pola degradasi mesin yang terjadi secara bertahap seiring dengan penggunaan.



Gambar 6. Kurva Uji Kaplan-Meier: Operational Settings 3

Berdasarkan gambar 6, kita dapat melihat bahwa mesin dengan `operational_setting_3 = 100` cenderung memiliki fungsi survival yang lebih tinggi dibandingkan dengan mesin yang memiliki `operational_setting_3 = 60`. Meskipun pada awalnya mesin dengan `operational_setting_3 = 100` mengalami kegagalan lebih cepat dibandingkan dengan mesin dengan `operational_setting_3 = 60`, pada akhirnya, mesin dengan `operational_setting_3 = 100` menunjukkan fungsi survival yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa mesin dengan `operational_setting_3 = 100` memiliki daya tahan yang lebih baik dan cenderung lebih tahan lama dibandingkan dengan mesin yang memiliki `operational_setting_3 = 60`.



Gambar 7. Kurva Kaplan-Meier: Sensor Measurements 16

Berdasarkan gambar 7, kita dapat melihat bahwa mesin dengan `sensor_16 = 0.02` cenderung memiliki nilai fungsi survival yang lebih tinggi dibandingkan dengan mesin yang memiliki `sensor_16 = 0.03`. Hal ini menunjukkan bahwa mesin dengan `sensor_16 = 0.02` memiliki daya tahan yang lebih baik dan lebih tahan lama dibandingkan dengan mesin yang memiliki `sensor_16 = 0.03`.

C. Uji Log-Rank

H_0 : Tidak ada perbedaan kurva survival

H_1 : Ada perbedaan kurva survival

Tabel 2. Uji Log-Rank

	p-value	Conclusion
<code>operational_settings_3</code>	0.009559	Significant
<code>sensor_16</code>	0.078070	Not Significant

Tabel 2 menunjukkan bahwa pada operational_setting_3, nilai p-value (0.009559) lebih kecil dari tingkat signifikansi alpha (0.05). Oleh karena itu, kita menolak hipotesis nol (H_0), yang berarti terdapat perbedaan yang signifikan antara kedua grup. Sedangkan untuk sensor_16, nilai p-value (0.078070) lebih besar dari alpha (0.05), yang berarti kita tidak menolak hipotesis nol (H_0), sehingga tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara kedua grup.

D. Analisis Cox Proportional Hazard

Model CoxPH digunakan untuk mencari *time to failure* pada mesin turbofan dengan menggunakan variabel sensor_04 (X_1), sensor_08 (X_2), sensor_11(X_3), sensor_14(X_4), dan operational_setting_3(X_5) sebagai variabel prediktornya.

Model Cox Proportional Hazard pada data mesin turbofan adalah sebagai berikut:

$$\hat{h}(t) = \hat{h}_0(t) \exp(0.24 X_1 + 0.001 X_2 - 1.157 X_3 - 0.012 X_4 - 6.004 X_5)$$

- Uji Serentak

$$H_0: \beta_1 = \dots = \beta_n = 0$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta \neq 0$$

Tabel 3. Uji Serentak

-2 Log Likelihood	Overall (score)		Changes From Previous Step		Changes From Previous Block	
	Chi-sq	Sig.	Chi-sq	Sig.	Chi-sq	Sig.
1389.285	36.556	<0.001	37.361	<0.001	37.361	<0.001

Hasil uji serentak di atas menunjukkan nilai statistik uji pada model ini sebesar 37.361. Didapati nilai p-value sebesar <0.001 lebih kecil dari α (0.05), yang berarti tolak H_0 . Dengan kata lain, terdapat minimal 1 variabel yang signifikan dalam memengaruhi waktu kerusakan mesin turbofan. Akan dilakukan analisis lebih lanjut menggunakan uji parsial untuk melihat signifikansi masing-masing variabel terhadap waktu kerusakan mesin.

- Uji Parsial

$$H_0: \beta_1 = 0 \quad H_0: \beta_2 = 0 \quad H_0: \beta_3 = 0$$

$$H_1: \beta_1 \neq 0 \quad H_1: \beta_2 \neq 0 \quad H_1: \beta_3 \neq 0$$

$$H_0: \beta_4 = 0 \quad H_0: \beta_5 = 0$$

$$H_1: \beta_4 \neq 0 \quad H_1: \beta_5 \neq 0$$

Tabel 4. Uji Parsial

B	Wald	Sig.	Exp(B)	95% CI for Exp(B)	
				Lower	Upper
X_1	0.024	4.362	0.037	1.001	1.047
X_2	0.001	0.016	0.899	0.983	1.020
X_3	-1.157	3.781	0.052	0.098	1.009
X_4	-0.012	21.293	<0.001	0.988	0.993
X_5	-6.004	3.716	0.054	0.000	1.105

Berdasarkan hasil uji parsial, ditemukan bahwa variabel X_1 dan X_4 memiliki pengaruh yang signifikan dalam memengaruhi waktu kerusakan mesin turbofan, sedangkan ketiga variabel lainnya kurang signifikan dalam memengaruhi waktu kerusakan mesin. Pada bagian *Confidence Limit* yang dihasilkan pada data mesin turbofan, hanya variabel prediktor X_4 (sensor_14) yang tidak memuat nilai 1. Nilai *hazard ratio* dengan rentang 0.983-0.993 kurang dari 1 yang menandakan bahwa variabel ini memiliki efek protektif terhadap risiko kerusakan mesin. Artinya setiap penambahan sensor_14 sebesar 1 satuan pada mesin, maka risiko kerusakan mesin akan menurun sebesar 1.2%.

E. Uji Asumsi Proportional Hazard

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho \neq 0$$

Tabel 5. Uji Asumsi Proportional Hazard

	Chi-square	df	Sig.
X_1	1.587	1	0.21
X_2	0.104	1	0.75
X_3	0.650	1	0.42
X_4	1.940	1	0.16
X_5	0.440	1	0.51

Dapat dilihat pada kolom Sig. bahwa seluruh variabel memiliki nilai p-value yang lebih besar daripada α (0.05), maka kesimpulannya adalah gagal tolak H_0 yang berarti tidak ada indikasi pelanggaran asumsi *proportional hazard* pada level individu. Maka dari itu, uji stratified tidak diperlukan. y

V. CONCLUSION

Berdasarkan analisis analisis survival didapatkan bahwa probabilitas survival mesin turbofan stabil pada angka 1.0 hingga siklus ke-125, tanpa adanya kegagalan pada periode tersebut. Setelah siklus ke-125, terjadi penurunan bertahap pada probabilitas survival, yang semakin curam setelah siklus ke-150, menandakan terjadinya kegagalan mesin. Pada akhir penelitian, probabilitas survival tercatat sebesar 0.48, yang berarti sekitar 48% mesin masih beroperasi, sementara 52% mengalami kegagalan. Uji Kaplan-Meier untuk membandingkan kelompok berdasarkan operational_setting_3 menunjukkan bahwa operational_setting_3 memiliki pengaruh signifikan terhadap fungsi survival, dengan p-value < 0.05, sementara perbedaan pada Sensor 16 tidak signifikan. Model Cox Proportional Hazard mengidentifikasi Sensor 04 dan Sensor 14 sebagai variabel yang signifikan dalam memengaruhi waktu kegagalan mesin, dengan Sensor 14 memiliki hazard ratio sebesar 0.983, yang menunjukkan bahwa peningkatan pada sensor ini dapat menurunkan risiko kerusakan mesin. Hasil uji asumsi menunjukkan bahwa semua variabel memenuhi asumsi proportional hazard, sehingga model Cox dianggap valid. Kesimpulannya, analisis ini menekankan pentingnya variabel operasional dan sensor

Journal of Advanced Technology and Multidiscipline (JATM)
 Vol. 01, No. 01, 2024, pp. 1-1x
 dalam memprediksi waktu kegagalan mesin turbofan dan
 menunjukkan perlunya pemantauan kondisi mesin secara
 berkelanjutan untuk prediksi yang lebih akurat.

REFERENCES

- [1] Saxena, A., Goebel, K., Simon, D., & Eklund, N. (2008). Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. *International Conference on Prognostics and Health Management*, 1-9. <https://doi.org/10.1109/PHM.2008.4711414>
- [2] Liu, Y., & Goebel, K. (2018). Information Fusion for National Aeronautics and Space Administration (NASA) Prognostics. In *Handbook of Technical Diagnostics* (pp. 857-876). Springer, Berlin.
- [3] Ramasso, E., & Saxena, A. (2014). Performance Benchmarking and Analysis of Prognostic Methods for CMAPSS Datasets. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 5(2), 1-15.
- [4] Jardine, A. K., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-Based Maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483-1510.
- [5] Wang, T., Yu, J., Siegel, D., & Lee, J. (2008). A Similarity-Based Prognostics Approach for Remaining Useful Life Estimation of Engineered Systems. *International Conference on Prognostics and Health Management*, 1-6.
- [6] Yan, H., Zuo, H., Sun, J., Zhou, D., & Wang, H. (2021). Two-Stage Degradation Assessment and Prediction Method for Aircraft Engine Based on Data Fusion. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2021, 1–16. <https://doi.org/10.1155/2021/5876299>
- [7] Behbahani, A., Adibhatla, S., & Rauche, C. (2009). Integrated Model-Based Controls and PHM for improving turbine engine performance, reliability, and cost. *Integrated Model-Based Controls and PHM for Improving Turbine Engine Performance, Reliability, and Cost*. <https://doi.org/10.2514/6.2009-5534>
- [8] Behbahani, A., Adibhatla, S., & Rauche, C. (2009). Integrated Model-Based Controls and PHM for improving turbine engine performance, reliability, and cost. *Integrated Model-Based Controls and PHM for Improving Turbine Engine Performance, Reliability, and Cost*. <https://doi.org/10.2514/6.2009-5534>
- [9] Goel, M. K., Khanna, P., & Kishore, J. (2010). Understanding survival analysis: Kaplan-Meier estimate. *International Journal of Ayurveda Research*, 1(4), 274. <https://doi.org/10.4103/0974-7788.76794>
- [10] Suhartini, A., Rahmawati, R., & Suparti. (2018). Analisis Kurva Survival Kaplan Meier Menggunakan Uji Log Rank (Studi Kasus: Pasien Penyakit Jantung Koroner di RSUD Undata Palu). *Jurnal Gaussian*, 7(1), 33-42. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [11] Papathanasiou, D., Demertzis, K., & Tziritas, N. (2023). Machine Failure Prediction Using Survival Analysis. *Future Internet*, 15(5), 153. <https://doi.org/10.3390/fi15050153>
- [12] Grambsch, P. M., & Therneau, T. M. (1994b). Proportional hazards tests and diagnostics based on weighted residuals. *Biometrika*, 81(3), 515–526. <https://doi.org/10.1093/biomet/81.3.515>